

# Multidimensionale Skalierung in der Marktforschung - Möglichkeiten und Grenzen

Abhandlung  
zur Erlangung der Doktorwürde  
der Philosophischen Fakultät  
der Universität Zürich

vorgelegt von  
Stefan Ryf  
von Zürich (ZH)

Angenommen im Wintersemester 2005/06  
auf Antrag von  
Prof. Dr. Damian Läge  
und Prof. Dr. Wolfgang Marx

Zürich 2007

# Multidimensionale Skalierung in der Marktforschung

## *Möglichkeiten und Grenzen*

### EINLEITUNG

1. Multidimensionale Skalierung in der psychologischen Marktforschung – Status Quo 1

### DATEN

2. Möglichkeiten der Datenerhebung zur Erstellung von Marktkarten 6
3. Die Idealskala – ein Tool zur optimierten Erhebung von Präferenzen 19
4. Zur Stabilität von präferenzbasierten NMDS-Karten 31

### MÄRKTE

5. Situationsabhängigkeit von Präferenzen – illustriert mit Idealpunkten 45
6. Homogene und heterogene Daten – ein Vergleich der resultierenden NMDS-Karten am Beispiel des Radiomarktes 52

### MODELLE

7. Verfahren zur Erstellung von Idealpunkt-Modellen und Joint Space Maps – Ein Überblick 60
8. RobuPref – eine robuste Methode zur Erstellung von Idealpunkt-Modellen 75
9. DBC-Maps: Berechnung und Visualisierung von Verteilungen in NMDS-Karten 90

### FORSCHUNG

10. Facets of Brands: Product Attributes and Image Qualities Illustrated with the Automobile Market 101
11. Lifestyle Maps – Präferenzbasierte Kundensegmentierung mittels NMDS 124

### ANWENDUNG

12. Präferenzbasierte Cross-Branding-Analysen und Style-Checks 147
13. Orientierung im Musikmarkt mit Hilfe von Präferenzkarten 152

### FAZIT

14. Möglichkeiten und Grenzen der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung 166

ZUSAMMENFASSUNG / ABSTRACT 170

DANKSAGUNG 171

LEBENS LAUF 172

# 1 Multidimensionale Skalierung in der psychologischen Marktforschung – Status Quo

Die Multidimensionale Skalierung ist eine Analyse-Methode, die sich durch ihren visuellen und intuitiven Zugang zur Interpretation von komplexen Daten auszeichnet. Mittels Multidimensionaler Skalierung können Beziehungen von Objekten oder Konzepten zueinander durch eine Konfiguration in einem niedrigdimensionalen Raum - meist im zweidimensionalen als Karte - visualisiert werden.

Die Anwendung im Bereich der Marktforschung liegt nahe. Zum einen hat man es auch dort oft mit komplexen Datensätzen zu tun. Zum anderen ist ein Markt auch ein Feld von Marken, Produkten, Angeboten, Konsumenten und Anbietern, die alle zueinander in Beziehung stehen. In vielen Marktmodellen ist diese grundlegende Idee enthalten, wie zum Beispiel im Psychologischen Marktmodell von Bernt Spiegel (1961), das im deutschen Sprachraum einen grossen Einfluss hatte. Spiegel führte die Idee des sozialen Feldes ein, in dem sich Meinungsgegenstände (im Kontext der Marktforschung vor allem Marken, Produkte und Angebote) aufgrund der Einstellungen der Individuen im sozialen Feld positionieren.

Mit der Multidimensionalen Skalierung ist eine Methode gegeben, diese Idee über die Analyse von psychologischen Datensätzen wie Ähnlichkeits- oder Präferenzurteilen umzusetzen. Warum dies nicht so einfach ist, und was die aktuellen Probleme der Anwendung der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung sind, soll im Folgenden dargestellt werden.

## 1. Aktueller Stand der Multidimensionalen Skalierung als Methode

Die perfekte Umwandlung einer Matrix mit paarweisen Distanzen zwischen beispielsweise verschiedenen Städten in eine zweidimensionale Konfiguration, die als Karte darstellbar ist, stellt schon seit den Anfängen der Multidimensionalen Skalierung (Torgerson, 1952, 1958; Young & Householder, 1938) kein Problem dar. Handelt sich aber um eine Matrix mit Ähnlichkeits- oder Distanzwerten (so genannten Proximitäten), die auf einer unbekannten Struktur basieren und die zudem verursacht durch Messfehler und potentielle Ausreisser ein ‚Rauschen‘ aufweisen, wie das bei psychologischen Daten der Fall ist, ist die Multidimensionale Skalierung alles andere als einfach.

Ein wichtiger Schritt in der Analyse von psychologischen Daten war die Entwicklung der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung (NMDS; Guttman, 1968; Kruskal, 1964; Shepard 1962), die durch die Entdeckung von Shepard ausgelöst wurde, dass Konfigurationen im Raum auch allein aufgrund von ordinalen Daten hinreichend genau rekonstruiert werden können. Da bei psychologischen Daten nicht wirklich ein metrisches

Messniveau vorausgesetzt werden kann, ist für deren Analyse die NMDS klar vorzuziehen.

Doch zeigte sich bei der Anwendung der NMDS ein häufiges Problem: degenerierte oder suboptimale Lösungen. Deshalb wurden im Laufe der Zeit immer wieder neue, noch ausgefeiltere Algorithmen entwickelt, die dieses Problem vermeiden sollten. Die heutzutage verfügbaren, modernen NMDS-Algorithmen finden bei richtiger Anwendung fast immer die optimale Konfiguration für die Repräsentation der Daten in einem niedrigdimensionalen Raum.

Ein spezieller Bereich der Multidimensionalen Skalierung war dagegen weniger erfolgreich: Bei den auf der Idee des Unfoldings (Coombs, 1950, 1964) aufbauenden Datenanalyse-Verfahren sind Probleme mit degenerierten Lösung und der Interpretation der resultierenden Konfigurationen auch heute noch die Regel.

Für die Grundlagen der Multidimensionalen Skalierung und weitere Ausführungen zu den hier nur kurz angeschnittenen Themen wird auf das Standardwerk von Borg und Groenen (2005) verwiesen.

## 2. Multidimensionale Skalierung in der Marktforschung

Die Anwendung der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung zum Beispiel für Positionierungsmodelle ist nahe liegend. Allerdings müssen in solchen Modellen sowohl die Konsumenten als auch die Angebote repräsentiert werden. Genau dafür wäre eigentlich die Unfolding-Analyse entwickelt worden, die die Darstellung von zwei Sets von Punkten - die Punkte für die Angebote und die so genannten Idealpunkte für die Konsumenten - als Konfiguration in einem Raum ermöglicht. Wie schon erwähnt, hat dieses Verfahren aber methodische Probleme. Gerade diese Probleme bei der vielleicht aussichtsreichsten Anwendung haben eventuell dazu geführt, dass die Multidimensionale Skalierung in der Marktforschung nur eine Nebenrolle spielt.

Doch es gibt auch andere Faktoren, die für die breite Anwendung der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung kontraproduktiv sind.

So wird zwar oft von einer häufigen Anwendung der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung gesprochen (z.B. Carroll & Green, 1997), doch finden sich in der Literatur nur relativ wenige Beispiele für die Analyse von Märkten mittels Multidimensionaler Skalierung. In vielen Texten stösst man immer wieder auf die gleichen Datensätze, die zum Teil einfach mit neuen Methoden analysiert werden und die häufig mit den realen Datensätzen aus der Marktforschung nur wenig gemeinsam haben.

Überhaupt liegt der Schwerpunkt in der Literatur zu diesem Thema vor allem bei der Entwicklung von neuen Methoden und Modellen. Was aber weitgehend fehlt, ist die Evaluation bereits bestehender Verfahren mit realen Daten. In Arbeiten zu Multidimensionaler Skalierung in der Marktforschung werden meist neue Datenanalyse-Verfahren vorgestellt und am Beispiel eines Datensatzes vorgeführt, der man oft schon

aus anderen Arbeiten kennt. Doch wenn schon die einfacheren Modelle Probleme mit realen Daten haben, wieso sollen dann die komplexeren Verfahren in der Marktforschung wirklich fruchtbar sein? Zwar mögen die neuen Modelle konzeptionell und mathematisch überzeugend sein, doch das sind die einfacheren Modelle auch.

Auf die Verwendung der meist immer gleichen Beispiele und Paradigmen ist es wahrscheinlich auch zurückzuführen, dass Ausführungen zu kritischen Marktcharakteristiken bei der Anwendung von Multidimensionaler Skalierung in einem konkreten Markt weitgehend fehlen. Selten wird darauf eingegangen, welche Märkte aus welchen Gründen mehr oder weniger für diese Art von Analyse geeignet sein könnten.

### 3. Ziel und Aufbau dieser Arbeit

Die vorliegende Arbeit soll zum einen zahlreiche Beispiele bieten für die Analyse verschiedenartiger Marktbereiche mittels Multidimensionaler Skalierung, insbesondere der NMDS. Aus diesen Studien soll Lehren für die Analyse realer Daten aus der Marktforschung gezogen und Empfehlungen für die Anwendung formuliert werden. Zum anderen soll die Problematik beim Unfolding genauer untersucht und ein eigenes Verfahren zur Positionierung von Idealpunkten entwickelt werden, das in der Anwendung für verschiedene Marktbereiche getestet wird.

Diese Arbeit ist aus zwölf eigenständigen Texten zusammengestellt, die in ähnlicher Form als Buchkapitel, Forschungsbericht oder Proceedings-Beitrag veröffentlicht wurden und sich zum Teil bezüglich Fokus und Zielpublikum unterscheiden. Deshalb sind die Kapitel dieser Arbeit nur teilweise aufeinander aufbauend und manchmal in gewissen Teilen auch redundant.

Ausser diesem Einführungskapitel und dem Schlusskapitel sind die Kapitel in fünf Bereiche unterteilt:

#### DATEN

In Kapitel 2 werden verschiedene Methoden der Datenerhebung für die Erstellung von NMDS-Karten eines Marktbereiches näher erläutert und die resultierenden Karten miteinander verglichen. In Kapitel 3 wird ein neu entwickeltes Verfahren vorgestellt, das die optimierte Erhebung der für die Marktforschung zentralen Präferenzdaten garantieren soll. Die Stabilität von NMDS-Karten wird in Kapitel 4 mit einem mehrfachen Retest-Design untersucht und Schlussfolgerungen bezüglich der Umwandlung von Präferenzdaten in Proximitäten gezogen.

## MÄRKTE

Das Marktcharakteristikum der Situationsabhängigkeit von Präferenzen und dessen Auswirkungen auf die Positionierung von Idealpunkten ist Thema des Kapitels 5. In Kapitel 6 wird gezeigt, wie sich die Abgrenzung eines Marktes auf die resultierenden Karten und deren Interpretation auswirken kann.

## MODELLE

Kapitel 7 bietet eine Übersicht über die verschiedenen Unfolding-Verfahren und beschreibt die mit ihrer Anwendung verbundenen Probleme. In Kapitel 8 wird eine neu entwickelte Methode zur Positionierung von Idealpunkten vorgestellt und die Vorteile ihrer Anwendung im Vergleich mit traditionellen Unfolding-Verfahren demonstriert. Thema von Kapitel 9 ist ein Verfahren, das Verteilungen in NMDS-Karten sichtbar machen kann, was anhand zweier konkreter Datensätze dargestellt wird.

## FORSCHUNG

Kapitel 10 zeigt, wie NMDS zur Untersuchung der Wahrnehmung von Marken angewendet werden kann, und gibt Antworten zur wichtigen Frage, was für Dimensionen bei der Markenwahrnehmung eine zentrale Rolle spielen. Der Nachweis des marktübergreifenden Einflusses des Lifestyles mittels NMDS ist der zentrale Punkt der in Kapitel 11 vorgestellten Studie.

## ANWENDUNG

In Kapitel 12 werden mit der Co-Branding-Analyse und dem Style-Check zwei konkrete Anwendungen von präferenzbasierten NMDS-Karten aus der Sicht des Anbieters illustriert. Kapitel 13 dagegen stellt ausführlich eine solche Anwendung aus der Sicht der Konsumenten vor, die der Orientierung in unübersichtlichen Märkten dient.

Das letzte Kapitel fasst die wichtigsten Befunde aus diesen Studien zusammen und begründet die Empfehlungen zur Anwendung der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung.

## 4. Literaturreferenzen

- Borg, I. & Groenen, P. J. F. (2005). *Modern multidimensional scaling. Theory and applications* (2nd ed.). Berlin: Springer.
- Carroll, J. D. & Green, P. E. (1997). Psychometric methods in marketing research: Part II, Multidimensional scaling. *Journal of Marketing Research*, 34, 193-204.

- Coombs, C. H. (1950). Psychological scaling without a unit of measurement. *Psychological Review*, 57, 148–158.
- Coombs, C. H. (1964). *A theory of data*. London: Wiley.
- Guttman, L. A. (1968). A general nonmetric technique for finding the smallest coordinate space for a configuration of points. *Psychometrika*, 3, 469-506.
- Kruskal, J. B. (1964). Nonmetric multidimensional scaling: a numerical method. *Psychometrika*, 29, 115-130.
- Shepard, R. N. (1962). The analysis of proximities: Multidimensional scaling with an unknown distance function. Part I. *Psychometrika*, 27, 125-140.
- Spiegel, B. (1961). *Die Struktur der Meinungsverteilung im sozialen Feld: Das psychologische Marktmodell*. Bern: Huber.
- Torgerson, W. S. (1952). Multidimensional scaling: I. Theory and method. *Psychometrika*, 17, 401-419.
- Torgerson, W. S. (1958). *Theory and Methods of Scaling*. New York: Wiley.
- Young, G. & Householder, A. S. (1938). Discussion of a set of points in terms of their mutual distances. *Psychometrika*, 3, 19-22.

## 2 Möglichkeiten der Datenerhebung zur Erstellung von Marktkarten

Die modernen Algorithmen für die Nonmetrische Multidimensionale Skalierung (NMDS) bilden psychologische Daten heutzutage zuverlässig in einem niedrigdimensionalen Raum ab und finden dabei eigentlich immer eine Lösung, die annähernd dem Optimum entspricht. Doch vor der Skalierung der Daten – in der Praxis der Marktforschung meist in einen zweidimensionalen Raum – steht die Datenerhebung und -aufbereitung.

In diesem Text sollen die vier wahrscheinlich wichtigsten Arten der Datenerhebung für die NMDS-basierte Marktforschung am Beispiel des Automarktes vorgestellt werden. Dabei wird jeweils auf wichtige Punkte bei der Aufbereitung der Daten hingewiesen und die Vor- und Nachteile der verschiedenen Verfahren erörtert.

All diesen Datenerhebungsverfahren ist gemeinsam, dass am Ende der Datenaufbereitung und vor der Skalierung eine Dreiecksmatrix mit Proximitäten existieren muss. Die dreieckige Form der Datenmatrix<sup>1</sup> (Abbildung 1) ist bedingt durch die Proximitätswerte, die in ihr für alle möglichen Paarungen eines Sets von Objekten vorhanden sein müssen, in unserem Falle Automarken. Proximitäten sind Werte für die Ähnlichkeit oder Unähnlichkeit jeweils eines Paares.

	Alfa Romeo	Audi	Beetle	BMW	Corsa	Golf	Hyundai	Mercedes	Mitsubishi	Passat	Peugeot	Smart	Toyota	Twingo	Volvo
Alfa Romeo															
Audi	6.100														
Beetle	4.025	4.500													
BMW	6.125	7.700	3.950												
Corsa	3.600	4.050	4.950	2.925											
Golf	5.400	5.250	6.700	4.750	6.375										
Hyundai	3.475	3.725	3.475	3.000	5.000	4.025									
Mercedes	5.575	7.600	3.600	8.475	2.450	4.000	2.750								
Mitsubishi	3.750	3.950	3.250	3.350	4.925	4.550	7.950	2.875							
Passat	4.375	6.175	4.550	5.100	4.700	6.375	4.525	4.875	5.250						
Peugeot	4.925	4.725	4.600	4.075	6.150	5.525	4.825	3.775	4.925	5.625					
Smart	2.800	2.775	5.925	2.275	5.525	4.725	3.425	2.800	3.450	2.825	3.825				
Toyota	3.750	4.725	3.600	3.675	4.950	4.325	7.500	3.425	7.900	5.050	5.425	3.200			
Twingo	3.075	2.750	5.625	2.200	6.575	5.125	4.625	1.825	3.700	3.300	5.275	7.375	4.175		
Volvo	4.950	6.900	3.750	6.725	3.500	4.475	3.800	6.650	4.075	6.375	5.075	2.275	4.450	2.475	

**Abbildung 1: Dreiecksmatrix mit Proximitäten zu einem Set von Automarken**

Wie man zu diesen Proximitäten mit vier verschiedenen Arten der Datenerhebung kommen kann, soll im Folgenden dargestellt werden.

### 1. Ähnlichkeitsurteile

#### 1.1. Datenerhebung

Die Erhebung von Ähnlichkeitsurteilen ist sicherlich der direkteste Zugang zur Erhebung von Proximitäten und hat auch die längste Tradition. Vor der Erhebung steht wie bei allen der hier vorgestellten Datenerhebungsverfahren die Definition eines zu untersuchenden Marktes und die Zusammenstellung eines Sets von Objekten (Produkten, Marken oder Angeboten), die schliesslich für die Analyse des Marktes verwendet werden. Dieses Set

<sup>1</sup> Die Möglichkeit der Analyse von asymmetrischen Proximitäten wird in diesem Text nicht behandelt.



sollte wenn möglich alle Objekte eines Marktes umfassen, öfter ist es aber der Fall, dass ein Set zusammengestellt wird, das den Markt möglichst gut repräsentiert. Denn die Erhebung von paarweisen Ähnlichkeitsurteilen wird im Normalfall so durchgeführt, dass jede an der Untersuchung teilnehmende Person alle möglichen Paarungen eines Sets auf Ähnlichkeit bewertet, also bei 15 Objekten 105 Ähnlichkeitsurteile (ÄU) abgeben muss, bei 20 Objekten 190 und bei 25 Objekten rund 300. Dieser steile Anstieg der benötigten ÄU mit Anzahl untersuchter Objekte hat zur Folge, dass in der Praxis selten Untersuchungen mit mehr als 17 Objekten (= 136 ÄU) durchgeführt werden. Deshalb ist es oft nicht möglich, alle Marken oder Produkte eines Marktes in die Analyse einzubeziehen.

Die Erhebung von Ähnlichkeitsurteilen erfolgt heutzutage meistens am Computer, was den Aufwand im Vergleich zu früher deutlich reduziert. Die Objekte eines Sets werden paarweise präsentiert, und die Versuchspersonen geben die entsprechende Ähnlichkeit auf einer Skala (z.B. von 1 = minimale Ähnlichkeit bis 9 = maximale Ähnlichkeit) an. Dabei können sowohl bipolare (sehr unähnlich bis sehr unähnlich) wie auch unipolare Skalen (gar nicht ähnlich bis sehr ähnlich) verwendet werden. Wichtig sind vor allem zwei Punkte: Wenn möglich sollte den Versuchspersonen schon vor der Erhebung der Ähnlichkeitsurteile das ganze Set der zu beurteilenden Objekte präsentiert werden, damit sich diese eine Vorstellung von der Schwankungsbreite der Ähnlichkeiten machen können. Ausserdem sollte die verwendete Skala genügend Abstufungen haben, so dass diese dem Differenzierungsvermögen der Personen bei der Beurteilung der Objekte gerecht wird. Mit neunstufigen Skalen wurden gute Erfahrungen gemacht.

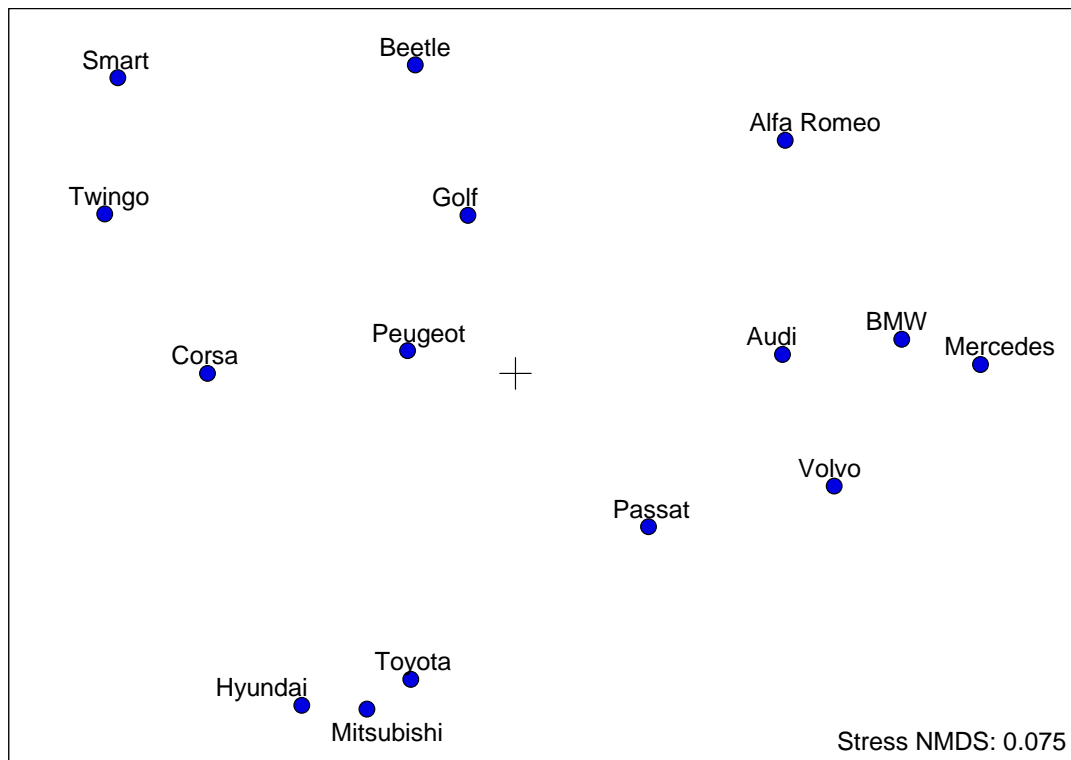
### *1.2. Interpretation der Ähnlichkeitskarte*

Nach Abschluss der Erhebung liegt für jede Person eine Dreiecksmatrix mit Proximitäten, in diesem Fall Ähnlichkeitswerten, vor. Es kann also schon aufgrund der ÄU einer einzigen Person eine Karte für einen Markt erstellt werden. Normalerweise werden die Daten aber über mehrere Personen aggregiert, indem die jeweiligen Werte pro Paarung gemittelt werden, um eventuelle individuelle Verzerrungen zu reduzieren.

In Abbildung 2 ist eine Ähnlichkeitskarte des Automarktes abgebildet, die auf Ähnlichkeitsurteilen von 40 Personen zu allen mögliche Paarungen von 15 Automarken (bzw. Automodellen) basiert<sup>2</sup>. In dieser Karte liegen Marken, die von den Personen als ähnlich bewertet wurden, nahe beieinander, als sehr unterschiedlich bewertete Marken dagegen weit auseinander.

---

<sup>2</sup> Kriterium, ob der Herstellername oder die Modellbezeichnung für die Erhebung verwendet wurde, war die Fokussierung auf die Herstellermarke oder auf das Modell in der Werbung zum Zeitpunkt der Erhebung.



**Abbildung 2: Ähnlichkeitskarte des Automarktes**

Die Anordnung der Automarken in dieser Karte ist auf den ersten Blick nachvollziehbar. Die intuitive Interpretation der Karte kann aber zusätzlich mit objektiven Verfahren untermauert werden: mit der Clusteranalyse lassen sich Gruppen definieren (z.B. Kleinwagen, Asiatische Marken, Luxusmarken) und mittels Property Fitting Dimensionen in der Karte erklären (Beispiel im nächsten Abschnitt).

## 2. Assoziationen

### 2.1. Datenerhebung

Bei der Methode des freien Assoziierens legt man Personen einen Begriff vor (im Bereich der Marktforschung meist eine Marke oder Produkt), zu dem sie innerhalb einer bestimmten Zeit (meist einer Minute) alle Worte aufschreiben sollen, die ihnen zu diesem Begriff in den Sinn kommen. Dahinter steckt die Idee, dass Objekte, die in unserer kognitiven Struktur eines Bereiches nahe beieinander liegen, auch ähnliche Assoziationen hervorrufen. Damit aber eine sinnvolle Auswertung dieser Assoziationen überhaupt möglich ist, muss eine sehr grosse Anzahl davon erhoben werden. Als Faustregel gilt, dass zu jedem Begriff, der zum Set der untersuchten Marken oder Produkte gehört, mindestens 30 Personen assoziieren sollten (bei etwa 6 bis 12 Assoziationen pro Person). Weil idealerweise jede Person nur zu einem Begriff assoziieren sollte, um Interaktionen zwischen den Begriffen zu vermeiden, wird also eine grosse Anzahl an Versuchspersonen benötigt. Die Aufarbeitung der Daten ist relativ aufwendig, da die Assoziationen, die meist auf Papier vorliegen, elektronisch eingegeben werden müssen. Dabei werden alle

Wörter, die sich vor allem aus Substantiven, Adjektiven und Verben zusammensetzen, in ihre Grundform gebracht.

## *2.2. Berechnung des Überlappungskoeffizienten*

Im nächsten Schritt wird ein Überlappungskoeffizient der Assoziationen zu jedem Paar des verwendeten Sets berechnet, der als Proximitätsmass für die Erstellung der Assoziationskarte dient. Die Berechnung des Überlappungskoeffizienten (Marx, 1976a, 1976b) kann durch folgende Formel ausgedrückt werden, wobei A und B in unserem Fall für zwei Automarken stehen würden:

$$\ddot{U}K(A,B) = \sum_j \min[pA(j), pB(j)]$$

In Worten: „Der Überlappungskoeffizient ist die Summe der jeweils geringeren relativen Häufigkeit einer Assoziation j in Verteilung A,  $pA(j)$ , oder in Verteilung B,  $pB(j)$ , über alle Assoziationen j“ (Marx & Stähli, 2001). An einem konkreten Beispiel bedeutet dies, dass die Assoziation ‚teuer‘ bei Mercedes vielleicht 2.0% aller Assoziationen ausmacht, bei BMW 1.5%. Als Überlappung werden dann die 1.5% gezählt. Dies wird mit allen Assoziationen gemacht und so die Summe der Überlappungen gebildet.

Diese Berechnung wird für jede Paarung durchgeführt. Die Assoziation ‚teuer‘ kommt zum Beispiel bei Hyundai gar nie vor und würde damit zu einer niedrigen Überlappung dieser Marke mit Mercedes oder BMW beitragen. Am Ende der Berechnungen ergibt sich eine Proximitätsmatrix mit den Überlappungskoeffizienten.

## *2.3. Interpretation der Assoziationskarte*

In Abbildung 3 ist eine Karte dargestellt, die auf Assoziationen von über 300 Studenten zu jeweils zwei dieser Marken beruht. In dieser Karte sind Automarken, die ähnliche Assoziationen hervorrufen (und damit einen hohen Überlappungskoeffizienten haben), nahe beieinander, Marken dagegen, die kaum gemeinsame Assoziationen haben, liegen weit auseinander. In diese Karte sind zudem zusätzlich erhobene Eigenschaftsbewertungen mittels Property Fitting als Eigenschaftsvektoren eingepasst worden. Wie sich daraus ableiten lässt, scheinen die zwei Dimensionen der Karte zum einen durch eine Eigenschaftsdimension (Gewicht, Komfort, Sicherheit, Motorleistung, Preis) und zum anderen durch eine Imagedimension (Prestige, Design, Zweck vs. Spass) aufgespannt zu werden.

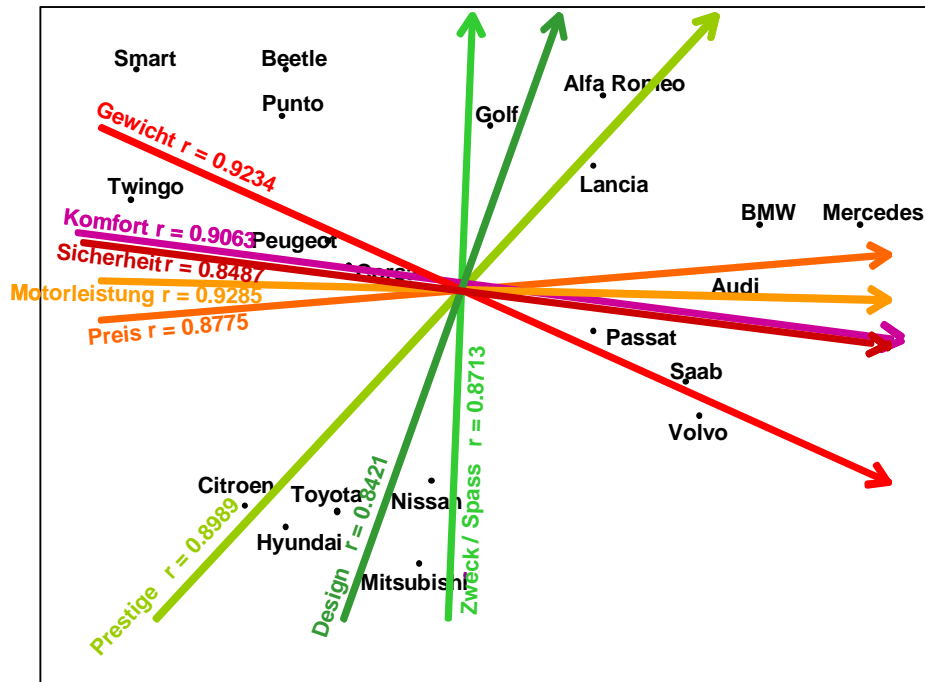


Abbildung 3: Assoziationskarte mit Eigenschaftsdimensionen

Beim Vergleich mit der Ähnlichkeitskarte mittels Prokrustes-Transformation zeigt sich eine grosse Übereinstimmung der beiden Karten (Abbildung 4), mit einem sehr kleinen Average Loss von 0.16. Dies kann so interpretiert werden, dass diese beiden Datenerhebungsmethoden auf ähnlichen Strukturen basieren, bei denen die gleichen Dimensionen und Kriterien wichtig sind.

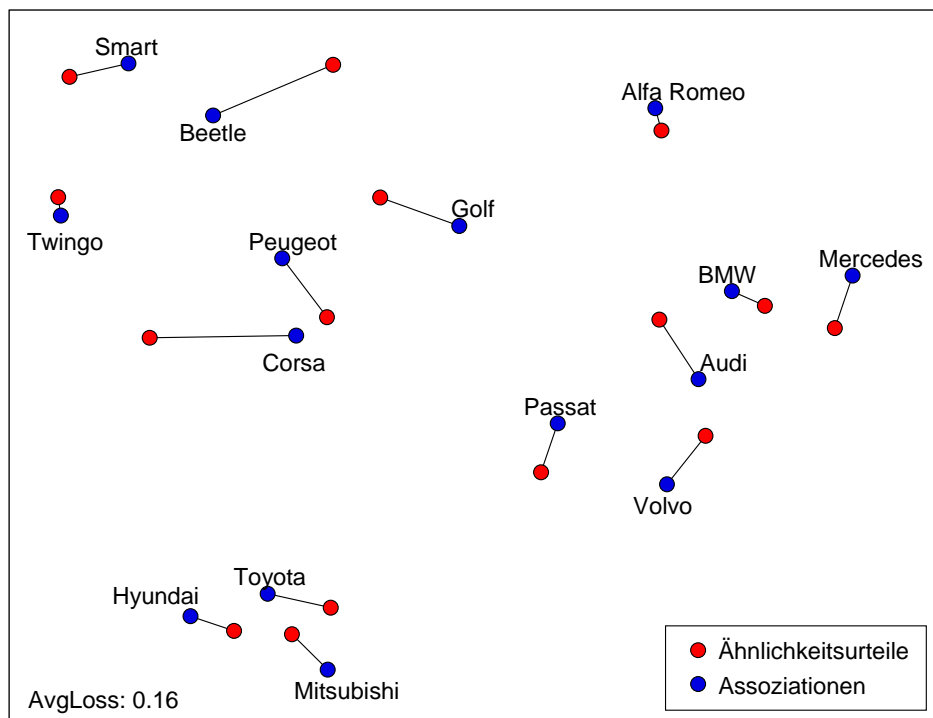


Abbildung 5: Vergleich Ähnlichkeitskarte mit Assoziationskarte

Ein Vorteil dieses doch relativen aufwändigen Erhebungsverfahrens soll hier noch erwähnt werden. Im Gegensatz zu den anderen in diesem Text vorgestellten Methoden

ist bei diesem Verfahren auch eine inhaltsanalytische Auswertung möglich, d.h. die Assoziationen zu jedem Begriff können inhaltlich interpretiert werden und so zu einer fundierten Analyse des untersuchten Marktes beitragen.

### 3. Präferenzurteile

#### 3.1. Datenerhebung

Präferenzen sind für die Marktforschung ganz zentral. Meist werden für die Erhebung fünf- oder siebenstufige Rating-Skalen verwendet, aber auch das Rangreihe-Verfahren kommt teilweise zum Einsatz. Ryf & Läge (siehe Kapitel 3) schlagen dagegen eine neu entwickelte Methode vor, die eine optimierte Erhebung von Präferenzen garantieren soll – die Idealskala.

Um allein aufgrund von Präferenzwerten eine Karte eines Marktbereiches erstellen zu können, werden Präferenzurteile von einer genügend grossen Zahl von Personen benötigt, die sich zudem in ihren Präferenzen genügend unterscheiden müssen. Die gesammelten Daten liegen nach Abschluss der Erhebung in Form einer rechteckigen Tabelle vor (Beispiel in Abbildung 6), in den Zeilen jeweils die Daten der Personen und in den Spalten die Daten zu den Marken oder Produkten.

Vp	Alfa Romeo	Audi	Beetle	BMW	Corsa	Golf	Hyundai	Mercedes	Mitsubishi	Passat	Peugeot	Smart	Toyota	Twingo	Volvo
A1	8.19	3.71	5.46	7.00	4.55	2.98	1.67	7.40	1.35	4.98	6.42	5.98	2.22	4.25	6.80
B1	2.76	5.17	8.68	3.51	1.51	7.99	6.56	3.82	1.75	4.71	2.03	1.00	7.62	1.24	3.19
C1	5.31	3.52	5.59	1.13	2.52	8.60	4.47	5.79	3.26	6.70	3.78	6.96	6.34	7.14	6.21
D1	1.61	8.16	7.16	9.00	5.91	7.93	5.02	4.18	1.00	1.12	6.76	8.49	1.25	6.32	2.10
E1	5.49	8.76	5.79	6.38	4.55	7.88	4.91	7.64	4.99	7.44	6.10	3.40	4.09	4.46	8.01
F1	8.75	7.17	3.68	5.86	3.23	6.77	1.81	6.49	1.44	2.46	7.60	1.08	4.38	5.11	8.21
G1	7.02	6.25	7.41	7.70	4.19	5.75	5.03	3.62	1.00	5.46	8.35	4.61	3.07	6.60	2.24
H1	2.28	4.93	3.02	7.17	4.59	4.38	3.90	8.47	1.98	3.67	5.25	5.73	1.44	1.17	6.84
I1	3.58	7.10	2.16	7.85	4.46	5.83	4.21	8.09	1.87	5.15	4.66	3.10	1.16	2.63	6.57
J1	5.30	1.32	6.76	2.35	6.00	1.96	4.57	7.33	5.69	3.87	4.91	8.59	5.43	7.97	4.29
K1	1.75	6.89	8.41	6.04	2.38	1.63	3.44	6.34	2.04	3.14	7.93	7.57	5.49	1.85	7.38
L1	6.69	8.20	1.28	6.85	2.28	5.01	1.00	9.00	3.00	5.57	7.25	4.61	4.05	1.40	8.36
M1	2.14	4.22	5.79	3.08	7.37	6.53	5.05	1.63	4.82	6.29	5.91	7.97	5.22	7.10	3.88
N1	7.80	7.97	4.23	3.99	3.52	4.07	1.96	4.38	1.08	2.28	1.23	3.63	2.79	1.00	5.33
O1	3.86	6.76	5.22	7.61	3.28	8.40	1.89	7.09	1.04	7.33	2.99	4.94	1.60	1.33	5.61
P1	7.74	4.50	7.17	8.19	3.91	5.95	2.71	7.42	2.99	4.06	3.95	6.29	5.50	6.72	3.87
Q1	2.70	5.81	1.98	4.57	2.44	2.56	7.34	5.14	8.44	5.66	7.16	1.20	8.25	2.26	5.45
R1	3.91	6.61	8.87	4.57	5.95	6.32	1.27	4.21	2.11	7.21	5.37	8.56	1.64	8.24	2.90
S1	6.77	7.28	3.27	5.71	5.06	6.05	2.16	4.67	4.33	2.98	3.74	6.34	5.38	2.70	7.82
T1	1.85	7.04	5.63	6.74	3.60	4.51	2.78	2.88	3.39	4.26	6.10	5.11	8.37	5.37	1.68
U1	5.33	7.37	6.81	6.26	3.67	5.93	1.24	8.00	2.20	4.42	4.09	8.43	2.44	2.67	8.72
V1	3.78	6.97	7.25	4.02	4.90	3.11	2.18	4.26	2.51	2.84	6.08	6.69	3.47	4.54	5.79
W1	5.50	8.32	3.78	8.07	4.59	6.18	2.58	7.78	4.30	4.91	7.26	6.53	7.52	3.03	5.21
X1	2.79	8.76	2.26	8.07	3.30	5.62	4.86	8.53	6.60	7.04	3.76	1.69	7.28	1.35	7.70

Abbildung 6: Tabelle mit Präferenzwerten von 24 Personen zu 15 Automarken

#### 3.2. Berechnung der Proximitäten

Die Werte in der Tabelle in Abbildung 6 stammen von 24 Personen, die die 15 Automarken mit der Idealskala beurteilt haben. Der Wert 9 steht für die höchstmögliche Präferenz, der Wert 1 für starke Ablehnung. Wie kommt man jetzt aber aufgrund dieser Werte zu Proximitäten für alle Paare von Automarken? Dafür es gibt verschiedene Möglichkeiten. In Abbildung 7 ist eine illustriert. Man sieht die Präferenzverteilung für zwei Paare von Automarken. Jeder Punkt in der Datendarstellung repräsentiert die Einstellung einer Versuchsperson zu den jeweiligen zwei Automarken auf der Idealskala. Während es bei Hyundai und Mitsubishi so zu sein scheint, dass man diese entweder beide mag oder beide ablehnt ( $r = 0.81$ ), scheinen offenbar Leute, die BMW toll finden,

tendenziell weniger auf Hyundai zu stehen und umgekehrt ( $r = -0.47$ ). Diese Korrelationswerte können jetzt auch als Ähnlichkeitswerte interpretiert werden, die darauf basieren, ob die Produkte von den gleichen Personen präferiert werden oder nicht – hohe *positive* Korrelation bedeutet hohe Ähnlichkeit und hohe *negative* Korrelation niedrige Ähnlichkeit bezüglich der angesprochenen Personen. Wird für jedes Markenpaar eine Korrelation gerechnet, kommt man so nur aufgrund der Einstellungen auf der Idealskala zu einer vollständigen Proximitätenmatrix.

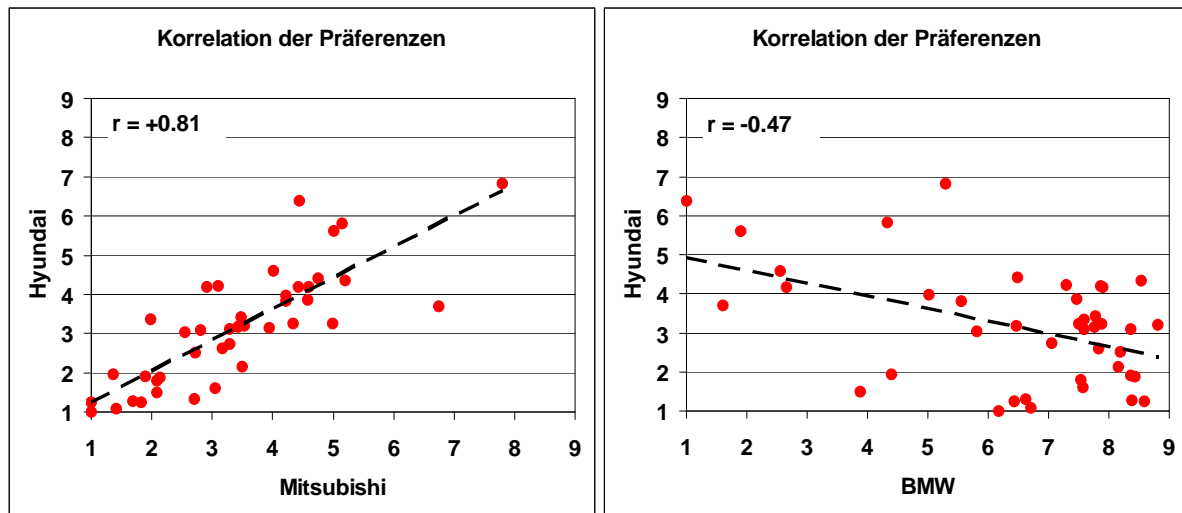


Abbildung 7: Präferenzverteilung für zwei Paare von Automarken

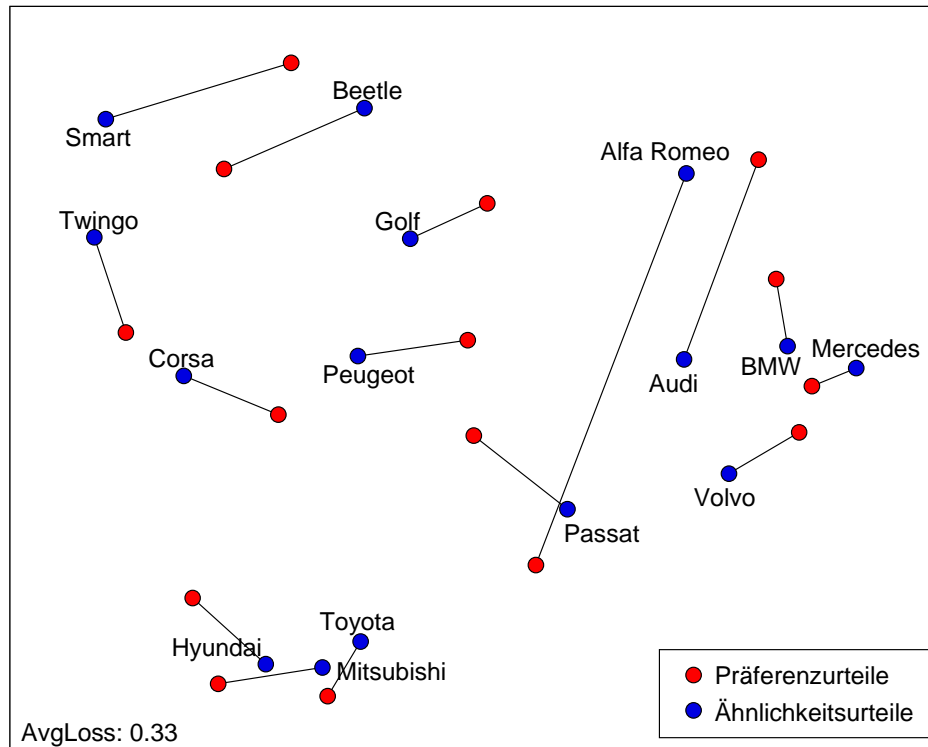
Neben der Produkt-Moment Korrelation nach Pearson gibt es wie schon erwähnt noch andere Möglichkeiten zur Berechnung der Proximitäten: die Rangkorrelationen nach Spearman oder Distanzmasse wie die City-Block Distanz oder die Euklidische Distanz. In einem Vergleich dieser verschiedenen Arten der Proximitätsberechnung für die Erstellung präferenzbasierter Karten konnten Ryf und Läge (siehe Kapitel 4) zeigen, dass für die Erstellung von Karten von Produkten oder Marken das City-Block Distanzmass der Korrelation nach Pearson vorzuziehen ist. Die City-Block Distanz berechnet sich ganz einfach aus den über alle Personen summierten Unterschiede in den Bewertungen jeweils zweier Marken. Für die aufgrund des gleichen Datensatzes auch mögliche Erstellung einer Karte der Personen scheint jedoch aufgrund der Ergebnisse der erwähnten Studie die Produkt-Moment Korrelation besser geeignet zu sein.

### 3.3. Interpretation der Präferenzkarte

In Abbildung 8 ist die aufgrund der City-Block Distanzen erstellte Präferenzkarte für den Automark dargestellt (rote Punkte). Zwei in der Karte nahe beieinander liegende Karten werden von den gleichen Personen präferiert bzw. abgelehnt. Weit auseinander liegende Marken sprechen dagegen eine völlig unterschiedliche Personengruppe an.

Zum Vergleich ist die Präferenzkarte mit Prokrustes-Transformation bestmöglich auf die Ähnlichkeitskarte gelegt worden (blaue Punkte). Es zeigen sich deutlichere Unterschiede als beim Vergleich von Ähnlichkeits- und Assoziationskarte, doch sind immer noch

deutliche Gemeinsamkeiten erkennbar (bei einem Average Loss von 0.33). Dies zeigt, dass die Präferenzen für Automarken auch klar etwas mit deren Ähnlichkeiten zu tun haben. Allerdings zeigen sich bei einigen Marken auch deutliche Verschiebungen (vor allem bei Alfa Romeo), so dass man sich fragen muss, ob bei diesen Marken bei der Präferenzbildung andere Kriterien eine Rolle spielen oder die Kriterien anders gewichtet werden als bei Ähnlichkeitsurteilen.



**Abbildung 8: Präferenzkarte des Automarktes, im Vergleich mit der Ähnlichkeitskarte**

#### 4. Rating von Merkmalen

Unter diesen Oberbegriff fallen alle Erhebungen mit Polaritätsprofilen, Semantischen Differentialen und andere Fragebogen, bei denen Objekte auf mehreren Fragebogen-Items bezüglich verschiedener Eigenschaften oder Dimensionen bewertet werden. Das Problem, dass sich bei Anwendung dieser Methode meist schon vor der Erhebung stellt, ist die Zusammenstellung der Items bzw. der Eigenschaften, die abgefragt werden. Hier kann man zwei Richtungen einschlagen:

Zum einen werden aufwendige Untersuchungen angestellt, um Fragebogen zu entwickeln, die über verschiedene Bereiche angewendet werden können. So hat zum Beispiel Osgood (1957, 1962) mit dem Semantischen Differential ein Instrument entwickelt, das bei allen möglichen Objekten deren konnotative Bedeutung erfassen soll. Aaker (1997) hat in einer gross angelegten Studie einen Fragebogen zur Markenpersönlichkeit entwickelt, der für alle Arten von Marktbereichen anwendbar sein soll. Der Vorteil dieses Ansatzes ist die Vergleichbarkeit von verschiedenen Studien, die das gleiche Instrument einsetzen. Der Nachteil ist die in der Realität manchmal nur

bedingt mögliche Übertragbarkeit auf gewisse Bereiche. Je nach Marktbereich sind nicht immer alle Merkmale von Aaker's Fragebogen (siehe Abbildung 9 und 10) sinnvoll. So ist zum Beispiel die Frage nach der Eigenschaft ‚naturverbunden‘ je nach Bereich mehr oder weniger beantwortbar.

Die andere Möglichkeit bei der Zusammenstellung der Items und Merkmale ist der pragmatische Ansatz. Je nach untersuchtem Bereich und Fragestellung werden sie intuitiv und meist ohne methodisch elaborierte Vorstudien ausgewählt. Dieser Ansatz hat den Vorteil, dass die Abfrage der Merkmale für diesen Marktbereich dann auch meistens Sinn macht. Der Nachteil liegt bei der relativen Beliebigkeit und der schlechten Vergleichbarkeit mit anderen Studien.

Als Beispiel wird hier ein Datensatz mit über 25 Personen gemittelten Bewertungen von 20 Automarken beim schon erwähnten Fragebogen der Markenpersönlichkeit von Aaker verwendet (Abbildung 9). Die Frage lautete jeweils: „Wie gut beschreibt diese Eigenschaft diese Marke?“ und konnte auf einer Skala von 1 (= beschreibt Marke gar nicht gut) bis 5 (= beschreibt Marke sehr gut) beantwortet werden.

Grundbegriff	Audi	BMW	Ferrari	Fiat	Ford	Honda	Hyundai	Mercedes	Mini	Mitsubishi	Opel	Peugeot	Porsche	Renault	Seat	Smart	Subaru	Toyota	Volvo	VW
bodenständig	3.80	3.60	2.36	2.68	3.84	3.08	2.92	3.40	2.40	3.44	4.04	3.32	2.44	3.64	3.08	2.08	3.56	3.84	4.52	4.52
ehrllich	3.80	3.16	2.44	2.48	3.40	2.76	2.76	3.44	3.52	3.12	3.52	3.44	2.96	3.20	3.04	3.20	3.12	3.44	3.80	4.04
gesund	3.08	3.00	2.16	2.12	2.48	2.16	2.24	2.80	3.16	2.32	2.72	2.80	2.48	2.68	2.72	3.00	2.84	2.88	3.12	3.08
heiter	2.72	2.64	2.96	3.16	2.68	2.32	2.36	2.32	4.40	2.24	2.32	3.24	2.92	2.96	3.08	3.76	2.36	2.68	2.08	3.04
gewagt	2.48	2.56	4.16	2.80	2.12	2.44	2.04	2.28	3.80	2.00	1.96	2.64	3.76	2.40	2.72	3.76	2.12	2.12	1.88	1.92
temperamentvoll	3.64	3.72	4.80	2.56	2.96	3.08	2.36	3.52	3.96	2.60	2.48	3.12	4.76	2.76	3.08	2.64	2.40	2.72	2.40	2.64
phantasievoll	2.76	2.72	3.40	2.60	2.28	2.68	2.84	2.72	4.08	2.00	2.32	3.24	3.52	2.72	2.56	3.68	2.12	2.28	1.88	2.48
modern	4.16	4.12	3.80	2.52	2.84	2.80	3.04	4.40	3.96	2.68	2.96	3.40	4.08	2.92	3.24	3.96	2.76	3.20	2.88	3.48
zuverlässig	4.40	4.20	2.88	2.32	3.36	3.08	2.68	4.36	2.88	3.32	3.80	3.28	3.36	3.20	3.00	2.68	3.84	3.80	4.24	4.00
intelligent	3.88	3.76	2.72	2.12	2.76	2.52	2.76	4.16	3.40	3.00	2.84	2.68	3.12	3.08	2.64	3.36	2.72	3.40	3.32	3.40
erfolgreich	4.36	4.60	4.56	2.32	2.92	2.36	2.76	4.64	3.92	2.40	2.96	3.08	4.44	2.88	2.64	3.56	2.72	3.04	3.36	3.68
vornehm	4.08	4.12	3.88	1.48	2.24	1.64	1.80	4.76	2.68	1.76	2.00	2.24	4.36	2.04	1.84	1.72	1.72	2.04	2.68	2.16
charmant	3.12	3.20	2.72	2.32	2.36	2.12	2.12	3.32	4.32	2.00	2.36	3.36	3.04	2.84	2.60	2.88	1.96	2.56	2.28	2.80
naturverbunden	2.04	1.72	1.12	1.88	1.96	2.20	2.24	1.52	2.08	2.60	2.08	2.24	1.40	2.24	2.24	1.96	2.96	2.52	2.68	2.48
zäh	3.40	3.04	2.52	1.88	2.92	2.72	2.44	3.32	1.88	2.68	3.04	2.36	2.92	2.44	2.28	1.64	3.20	2.76	3.44	3.36

**Abbildung 9: Werte von 20 Automarken auf den Dimensionen der Markenpersönlichkeit**

#### 4.1. Berechnung der Proximitäten

Für jede der 20 untersuchten Automarken kann aufgrund der Daten das Profil der Markenpersönlichkeit dargestellt werden. In Abbildung 10 ist dieses Markenpersönlichkeitsprofil für fünf Automarken dargestellt. Wie leicht zu erkennen ist, zeigen die Profile von Mercedes und BMW eine relativ grosse Übereinstimmung, während zum Beispiel das Profil von Hyundai sehr unterschiedlich ist. Diese Beobachtungen sollen nun wiederum in Proximitätsmasse übersetzt werden. Dazu gibt es wie bei den Präferenzen verschiedene Möglichkeiten. Die einfachste ist wiederum die Berechnung der City-Block Distanz, die den summierten Abständen der Profile zueinander entspricht. Daneben gibt es eine Reihe von anderen Möglichkeiten, wie man Daten aus Merkmalsskalen aufbereiten kann. Eine ausführliche Darstellung findet sich bei Dillon, Frederick und Tangpanichdee (1985).



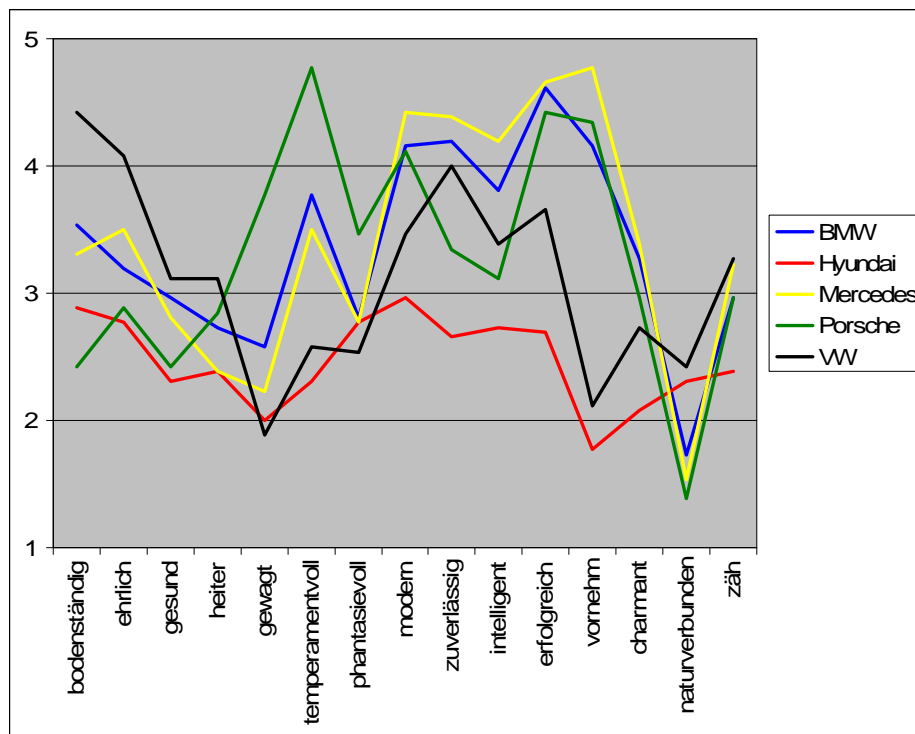


Abbildung 10: Profile der Markenpersönlichkeit für fünf Automarken

#### 4.2. Interpretation der Markenpersönlichkeitskarte

In Abbildung 11 ist die auf City-Block Distanzen basierende Karte der Markenpersönlichkeit für Automarken dargestellt.

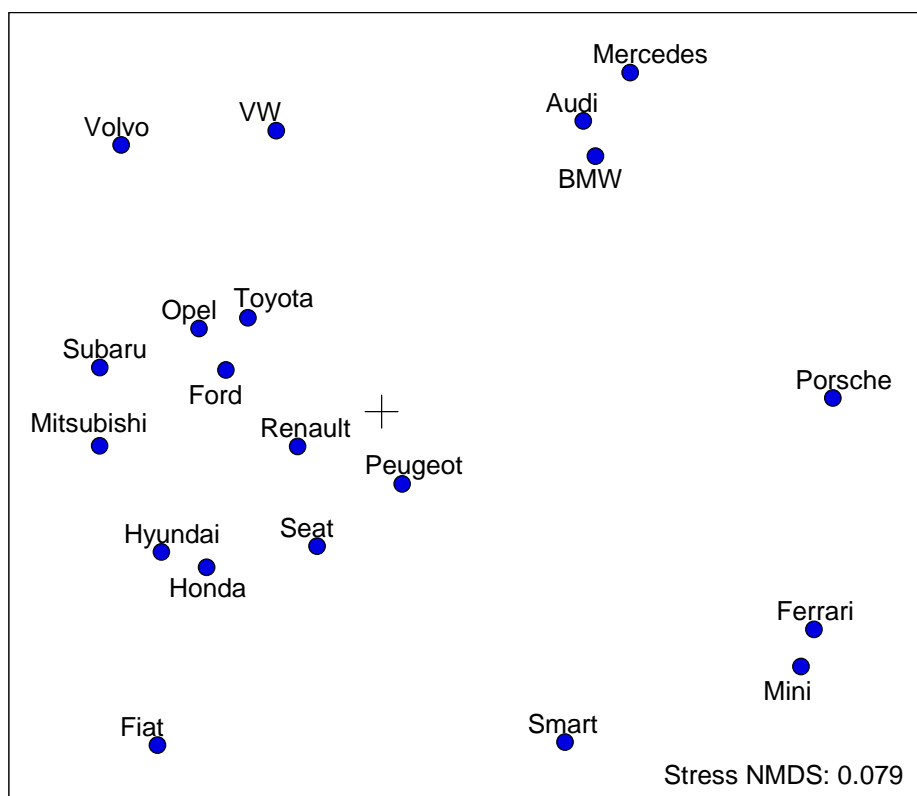


Abbildung 11: Karte der Markenpersönlichkeit für 20 Automarken

In der Karte sind also Marken, die eine ähnliche Markenpersönlichkeit (nach der Definition von Aaker, 1997) besitzen, nahe beieinander, Marken mit sehr unterschiedlichen Markenpersönlichkeiten liegen dagegen weit auseinander. Da das Set der verwendeten Marken bei diesem Datensatz anders ist als bei den vorherigen Karten, können diese nicht direkt miteinander verglichen werden. Doch es fällt sofort auf, dass die Struktur in dieser Karte etwas anders ist, doch ist auch diese Anordnung durchaus nachvollziehbar. Die etwas irritierende Nähe von Ferrari und Mini ist bedingt durch die zweidimensionale Lösung. Skaliert man die gleichen Proximitäten für drei Dimensionen, sinkt der Stress-Wert auf 0.026 und die Marken Porsche und Ferrari sind in dieser dritten Dimension deutlich entfernt von Smart und Mini.

## 5. Andere Verfahren

Neben den hier vorgestellten Verfahren gibt es natürlich noch zahlreiche andere Methoden, um zu Proximitäten für die NMDS zu gelangen. Es gibt verschiedene Sortierverfahren wie paralleles und hierarchisches Sortieren (Marx & Läge, 1995), aufwendige Methoden wie zum Beispiel Tripel-Vergleiche und spezielle Ideen wie Häufigkeiten von Verwechslungen, wie sie im TRINODAL-Modell von Keon (1983) verwendet werden.

Grundsätzlich ist nichts gegen den kreativen Einsatz von Methoden zur Erstellung von Proximitätsmatrizen einzuwenden, doch muss man jeweils genau darauf achten, was für Daten verwendet werden, wie man sie in Proximitäten umwandelt und wie die schlussendlich resultierende Karte zu interpretieren ist.

## 6. Schlussfolgerungen

Anhand des Automarktes wurden vier Datenerhebungsverfahren für die Erstellung von Karten mittels Nonmetrischer Multidimensionaler Skalierung vorgestellt. Trotz völlig verschiedener Ansätze bei Datenerhebung und –auswertung zeigen die Karten sehr viele Gemeinsamkeiten. So sind einige Gruppen von Marken (z.B. Audi, Mercedes und BMW oder Hyundai, Mitsubishi und Toyota) jeweils sehr nahe beieinander platziert. Diese Stabilität über verschiedenartige Datensätze hinweg deutet klar darauf hin, dass in den Köpfen der Leute eine relativ einheitliche kognitive Struktur des Automarktes existiert.

Doch trotz der Gemeinsamkeiten gibt es auch einige Unterschiede in den Karten. Während man beim Vergleich von Assoziations- und Ähnlichkeitskarte von fast perfekter Übereinstimmung sprechen kann, sind die Unterschiede zur Präferenzkarte grösser. Dies kann wie schon erwähnt auf unterschiedliche Kriterien bei der Präferenzbildung zurückzuführen sein. Allerdings ist die Übereinstimmung im Vergleich mit anderen Märkten (z.B. dem Markt der Erfrischungsgetränke), für die auf Ähnlichkeitsurteilen und Präferenzen basierende Karten verglichen wurde, noch relativ gross. Ryf und Läge (2002) schliessen daraus, dass je nach Marktbereich die Ähnlichkeitskarte mehr oder weniger

gute Ausgangslagen für Produktpositionierung sind, je nachdem wie gut die Kriterien für die Bildung von Ähnlichkeits- oder Präferenzurteilen in einem Markt übereinstimmen. Das dies beim Getränkemarkt weniger der Fall ist als beim Automarkt, ist nachvollziehbar. Bezüglich der Praktikabilität der hier dargestellten Datenerhebungsmethoden für die Marktforschungspraxis spricht vieles für die Präferenzurteile. Sie sind schnell erhoben und schlussendlich für die Analyse eines Marktes am relevantesten. Die anderen drei Methoden sind im Vergleich dazu relativ aufwendig. Die Methode der Präferenzurteile zeichnet sich zudem wie die Verfahren über die Ähnlichkeitsurteile und die Assoziationen dadurch aus, dass der Forscher bei deren Erhebung nichts vorgeben muss. Im Gegensatz dazu ist die Auswahl der Merkmale bei den Merkmals-Ratings entscheidend für die Struktur der resultierenden Karten. Es kann in einem gewissen Sinne nur das rauskommen, was man vorher rein gesteckt hat. So geht das strukturentdeckende Element, dass ja gerade die Methode der Multidimensionalen Skalierung auszeichnet, ein Stück weit verloren.

## 7. Literaturreferenzen

- Aaker, Jennifer L. (1997). Dimensions of brand personality. *Journal of Marketing Research*, 34, 347-356.
- Dillon, W. R., Frederick, D. G., & Tangpanichdee, V. (1985). Decision issues in building perceptual product spaces with multi-attribute rating data. *Journal of Consumer Research*, 12, 47-63.
- Keon, J.W. (1983). Product positioning: TRINODAL mapping of brand images, ad images, and consumer preference. *Journal of Marketing Research*, 20, 380-392.
- Marx, W. (1976a). Die Messung der assoziativen Bedeutungsähnlichkeit. *Zeitschrift für experimentelle und angewandte Psychologie*, 23, 62-76.
- Marx, W. (1976b). Die statistische Sicherung des Überlappungs-Koeffizienten. *Zeitschrift für experimentelle und angewandte Psychologie*, 23, 267-270.
- Marx, W. & Läge, D. (1995). *Der ideologische Ring*. Göttingen: Hogrefe.
- Marx, W. & Stähli, L. (2001). Subjektive politische Strukturen in der Deutschschweiz. *Swiss Journal of Psychology*, 60, 192-201.
- Osgood, C. E. (1962). Studies on the generality of affective meaning systems. *American Psychologist*, 17, 10-28.
- Osgood, C. E., Suci, G. & Tannenbaum, P. (1957). *The measurement of meaning*. Urbana: University of Illinois Press.
- Ryf, S. & Läge, D. (2002). Eignen sich Ähnlichkeitsurteile zur Produktpositionierung? In E. van der Meer, H. Hagendorf, R. Beyer, F. Krüger, A. Nuthmann & S. Schulz (Hrsg.),

43. *Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychologie* (S.428-429). Lengerich: Pabst.

### 3 Die Idealskala – ein Tool zur optimierten Erhebung von Präferenzen

Präferenzen sind wohl das grundlegendste Konstrukt der Marktforschung und der Konsumentenpsychologie. Zur Erhebung von Präferenzen wurde im Laufe der Zeit verschiedene Methoden unterschiedlichster Komplexität und Genauigkeit entwickelt: von einfachen Bewertungsratings über die schon etwas aufwendigere Bildung von Präferenzrangreihen bis zu komplexeren Verfahren wie beispielsweise der ‚Dollar Metric Skalierung‘ (Pessemier & Teach, 1970). Mit diesem Bericht soll eine Erhebungssoftware vorgestellt werden, die die Vorteile verschiedener dieser Verfahren vereint – die so genannte Idealskala (Abbildung 1). Sie wurde 2001 im Rahmen der Projektgruppe Marktmodelle (Angewandte Kognitionspsychologie / Allgemeine Psychologie, Kognition) am Psychologischen Institut der Universität Zürich entwickelt und seitdem in zahlreichen Untersuchungen verwendet.

Im Wesentlichen ist die Idealskala eine visuelle Analogskala, auf der die zu bewertenden Items, Angebote oder Marken simultan angeordnet werden. Die Probanden erhalten die Instruktion, die Objekte entsprechend ihrer Präferenz auf einer vertikalen Skala von oben nach unten anzuordnen.

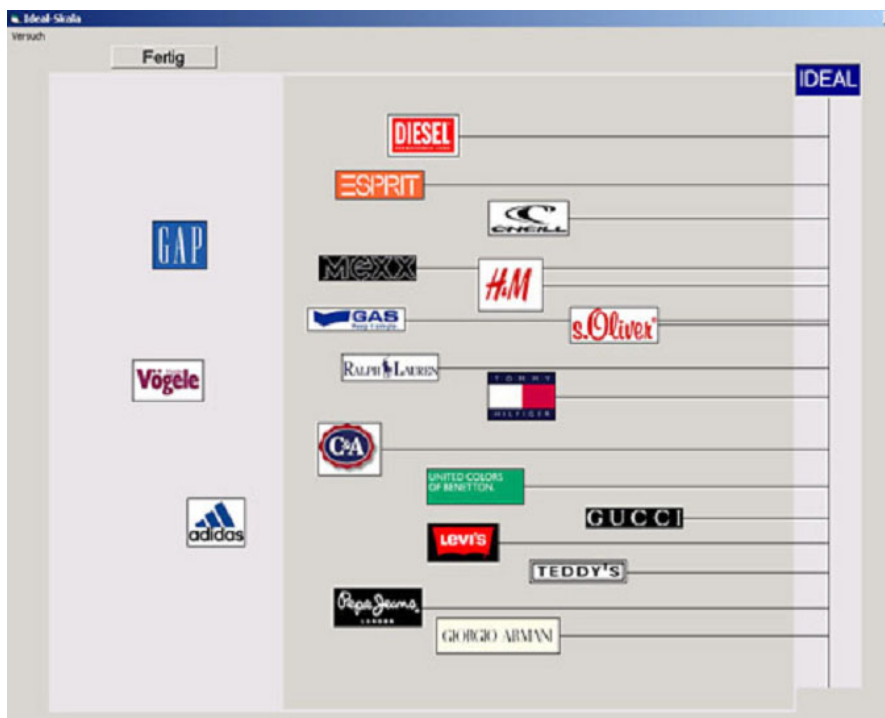


Abbildung 1: Die Idealskala bei einer Präferenzenerhebung zu Kleidermarken

Im Folgenden werden nach einem kurzen Überblick über die verschiedenen problematischen Punkte traditioneller Verfahren die Vorteile der Idealskala dargestellt. Danach folgt in einem empirischen Teil eine Evaluation des Idealskala-Verfahrens, in der

die Teilnehmer die Idealskala im Vergleich mit dem traditionellen Ratingverfahren bewerten. Schliesslich werden mögliche Anwendungsbereiche vorgestellt, aber auch auf verschiedene Punkte hingewiesen, die bei der Anwendung der Idealskala zu beachten sind.

## 1. Problematische Punkte traditioneller Verfahren

### *1.1. Komparative Verfahren*

Eine grundlegende Unterscheidung bei Erhebungsverfahren ist diejenige zwischen komparativen und nonkomparativen Verfahren. Zu den nonkomparativen Verfahren zählt man traditionellerweise die Ratingskalen, von denen man annimmt, dass sie zu einem gewissen Grad absolute Messwerte liefern. Zu den komparativen zählen das Rangreiheverfahren, Paarvergleiche, das Konstante-Summe-Verfahren und verschiedene Sortierverfahren. Diese Verfahren liefern relative Messwerte, d.h. ein Set von Items wird in Bezug zueinander gesetzt. Da Präferenzen als ‚relativierte Einstellungen‘ von Marken zueinander definiert sind (Trommsdorff, 2002), sind diese Verfahren eigentlich geeigneter für die Erhebung von Präferenzen. Sie sind jedoch im Vergleich zu Ratingskalen bei der Datenerhebung ziemlich aufwendig. Ein weiterer problematischer Punkt ist, dass man rein auf der Basis von vergleichenden Urteilen keine Aussage über das absolute Mass der Präferenz machen kann (Böckenholt, 2004). Dies ist vor allem dann ein Problem, wenn nur ein kleines Set miteinander verglichen wird, das aber nicht repräsentativ für den untersuchten Bereich ist. Da kann es dann vorkommen, dass eine Person die untersuchten Items insgesamt alle gut findet, eine andere alle nicht, aber beide die gleiche Rangordnung liefern. Ausserdem bleibt bei komparativen Verfahren, die nur ordinale Daten produzieren (z.B. Rangreiheverfahren), unklar, ob zwei in der Rangfolge aufeinanderfolgende Items fast gleich oder aber doch ziemlich unterschiedlich präferiert werden.

### *1.2. Kontinuierliche und kategoriale Ratingskalen*

In der Forschungspraxis werden heutzutage vor allem Ratingskalen verwendet. Der Grund liegt zum einem in der leichteren Handhabbarkeit und der schnelleren Erhebung im Vergleich zu komparativen Verfahren, zum anderen im obigen Abschnitt beschriebenen Problems des ‚fehlenden Ursprungs‘ bei komparativen Verfahren.

Ratingskalen dienen dazu, einen Gegenstand (in der Marktforschung meistens ein Produkt, Angebot oder Marke) hinsichtlich eines bestimmten Merkmals, in unserem Falle der Präferenz, zu beurteilen. Diese Skalen haben eine Anzahl von Kategorien, die – zumindest theoretisch – gleichmässig über ein Merkmalskontinuum verteilt sind.

Die Frage nach der optimalen Anzahl von Kategorien bei Ratingskalen ist wahrscheinlich so alt wie die Ratingskalen selber. Es gibt dazu zahlreiche Studien, die zum Teil zu

widersprüchlichen Ergebnissen kommen. Einige empfehlen die Verwendung von möglichst wenigen Kategorien, da Skalen mit mehr Stufen keinen Informationsgewinn bringen (z.B. Matell & Jacoby, 1972), andere befürworten bis zu zwanzig Stufen für eine Skala (z.B. Garner, 1960), da die Unterscheidbarkeit zwischen den Items mit mehr Kategorien ansteigt. Champney und Marshall (1939) empfahlen als erste eine kontinuierliche grafische Skala, um zu noch mehr Graduierungen zu gelangen. Ericksen und Hake (1955) geben die Empfehlung, zumindest so viele Antwortkategorien wie zu bewertende Stimuli zu verwenden.

Allgemein bleibt die Frage nach der optimalen Anzahl von Kategorien bei Ratingsskalen unbeantwortet (Cox, 1980). In der Praxis werden am häufigsten fünf- oder siebenstufige Skalen verwendet, da sich diese über verschiedene Bereiche bewährt haben. Doch schon Symonds (1924) stellte fest, dass je nach untersuchtem Bereich die optimale Anzahl an Kategorien variiert. Nach seiner Analyse reichen zum Beispiel für die Bewertung der Charaktereigenschaften von Lehrern vier Kategorien, für die Beurteilung der Buchstabierschwierigkeit von Wörtern dagegen seien 14 Antwortintervalle günstig.

Die Ursachen für diese uneinheitlichen Empfehlungen liegen zu einem in den unterschiedlichen Bewertungskriterien, die in den Untersuchungen verwendet wurden (Inter-Rater Reliabilität, Test-Retest Reliabilität, verschieden Arten der Validität), den völlig verschiedenen Anwendungsgebieten und der unterschiedlichen Gewichtung von Exaktheit und Praktikabilität. Zum anderen spielen natürlich auch Faktoren wie die Heterogenität des Itemsets (Komorita & Graham, 1965) oder das Differenzierungsvermögen der Probanden eine Rolle. Dieses ist zu einem durch die kognitive Kapazität beschränkt (Miller, 1956), zum anderen es kann je nach Vertrautheit und Expertise bezüglich der zu beurteilenden Items sehr unterschiedlich sein.

Bezüglich Reliabilität scheint eine Erhöhung der Kategorienanzahl zumindest keine negativen Auswirkungen zu haben. Einige Untersuchungen weisen nach, dass die Reliabilität mit mehr Kategorien bis zu einem gewissen Grad erhöht werden kann (z.B. Preston & Colman, 2000). Diese Tatsache spricht tendenziell eher für eine grosse Anzahl an Kategorien. Durch eine Erhöhung der Kategorienanzahl wird auch ein anderes Problem reduziert. Bei ungünstigen Frage-Item-Konstellationen (z.B. Wichtigkeit von positiven Eigenschaften) kann es zu Gruppierung von Items in den gleichen Antwortkategorien kommen, obwohl bei einem komparativen Verfahren die Items in eine Rangordnung gebracht werden könnten, d.h. relevante Unterschiede zwischen verschiedenen Beurteilungen sind nicht darstellbar.

Bei einer sehr grossen Anzahl von Kategorien gehen kategoriale Ratingskalen in kontinuierliche Ratingskalen über. Diese werden sehr häufig auch visuelle Analogskalen (VAS) genannt und bestehen aus einem Kontinuum, dessen Endpunkte verbal beschrieben sind und auf dem der Proband die seiner Meinung nach zutreffende Stelle

markieren soll. Der Vorteil dieser Skalen liegt darin, dass sie eine starke Differenzierung zulassen und so auch schwache Effekte dort nachgewiesen werden können, wo kategoriale Skalen versagen würden.

Ein Problem, das im Vergleich zu kategorialen Skalen bei VAS noch verstärkt auftreten kann, ist die Verankerung der Skalen: Idiosynkratische Interpretationen der Skalen-Enden können die Daten verzerren (Brady, 1989), was vor allem beim Vergleich von absoluten Werten zwischen Personen zu Problemen führen kann. Zudem wurden bei der Verwendung von VAS ein Kontext-Bias, d.h. die Veränderung der Skalenwerte bei veränderter Zusammenstellung des Itemsets, und eine so genannte End-Aversion, die reduzierte Verwendung von Positionen an den beiden Enden der Skalen, nachgewiesen (Torrance, Feeny & Furlong, 2001). Ähnliche Effekte sind aber auch bei kategorialen Ratingskalen zu beobachten, werden dort aber oft anders bezeichnet (Kontrastfehler, Effekt der zentralen Tendenz).

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass kontinuierliche Skalen gegenüber den häufig verwendeten Ratingskalen mit fünf oder sieben Kategorien gerade in Bereichen vorzuziehen sind, in denen Personen sehr differenzierte Urteile abgeben können – wie es bei Präferenzen sicherlich der Fall ist. Bei der Analyse aggregierter Daten sind die Resultate der beiden Skalenarten möglicherweise vergleichbar, doch soll die Analyse auf individuellem Niveau durchgeführt und zum Beispiel die Daten mehrerer Personen miteinander verglichen werden, ist eine feinere Abstufung wesentlich.

## 2. Die Vorteile der Idealskala

### *2.1. Hohe Datenqualität*

Die Idealskala vereint die Vorteile von komparativen und nonkomparativen Verfahren. Sie kombiniert relative und absolute Urteile, und kommt somit den Forderungen von Böckenholt (2004) nach. Die simultane Anordnung der Objekte auf der Analogskala resultiert zum einen in einem kontinuierlichen Vergleich der Items untereinander („Mag ich diese Marke mehr als jene?“), zum anderen kann angenommen werden, dass die absoluten Werte auf der Skala aussagekräftiger sind als bei einer Bewertung der Items auf jeweils einer eigenen VAS, da die Items sich gegenseitig ‚verankern‘. Im Gegensatz zum Rangreiheverfahren enthalten die aus Idealskala resultierenden quasi-metrischen Daten auch Informationen darüber, ob zwei in der Rangfolge nacheinander platzierte Items fast gleich oder doch relativ unterschiedlich bewertet wurden. Bei Bedenken bezüglich der Verwendung von metrischen Analyseverfahren können die Daten natürlich auch auf ordinalem Niveau ausgewertet werden, was somit Daten aus dem traditionellen Rangreiheverfahren entspricht.



## *2.2. Effizienz bei der Datenerhebung*

Die Idealskala-Methode bildet einen guten Kompromiss zwischen einfacher, schneller Datenerhebung und guter Datenqualität. Die resultierenden Daten enthalten mehr Informationen als solche von Ratingskalen oder Rangreihungsverfahren, gleichzeitig ist die Erhebung aber doch in kurzer Zeit durchführbar. Durch die computergestützte Datenerhebung fallen viele Schritte der Datenaufzeichnung und –aufbereitung weg, die die Auswertung von Rangreihungsverfahren und vor allem visueller Analogskalen ‚von Hand‘ sehr aufwändig machen.

Die Vorbereitung einer Datenerhebung mit der Idealskala ist ebenfalls sehr einfach und besteht im einfachsten Fall in der Erstellung eines Textfiles, in dem die zu verwendenden Itembezeichnungen aufgelistet sind. Zusätzlich besteht die Option, an Stelle der Itembezeichnungen Bilder zu verwenden, zum Beispiel Marken-Logos bei der Erhebung von Markenpräferenzen (wie in Abbildung 1 dargestellt). Dies kann den Probanden den Abruf von Gedächtnisinhalten zu den Marken erleichtern und so die Qualität der abgegebenen Präferenzen verbessern.

## *2.3. Vertikale Ausrichtung für Präferenzen bevorzugt*

Traditionellerweise sind visuelle Analogskalen bisher meistens horizontal ausgerichtet. Das hat sicher zum einen mit praktischen Aspekten zu tun, da man sie so in Fragebogen besser platzieren kann. Zum anderen scheint je nach Fragestellung die horizontale Orientierung auch besser geeignet.

In einer Untersuchung zu bevorzugten graphischen Darstellungen von Dimensionen wie Quantität, Zeit und Präferenz konnten Tversky, Kugelmass und Winter (1991) jedoch zeigen, dass sich über verschiedenen Kulturen und verschiedene Altersstufen hinweg vor allem eine universelle Assoziation immer wieder zeigt – diejenige von *mehr* und *besser* mit aufwärts. Somit ist es auch nicht verwunderlich, dass die vertikale Anordnung der Produkte nach der Präferenz von oben nach unten den Versuchspersonen intuitiv einleuchtet. Für andere Fragen als derjenigen nach der Präferenz mag die horizontale Ausrichtung genauso – wenn nicht sogar besser - geeignet sein, z.B. für Polaritätsprofile mit Attributen.

## **3. Evaluation**

Um die praktische Anwendung der Idealskala bei der Erhebung zu testen und direkt mit dem klassischen Ratingverfahren vergleichen zu können, wurde eine Evaluationsstudie durchgeführt. Dabei wurde die subjektive Einschätzung der Teilnehmer bezüglich verschiedener Kriterien erhoben.

### 3.1. Methode

32 Personen (16 Frauen und 16 Männer, Alter zwischen 20 und 36 Jahren, Durchschnittsalter 23.5) beurteilten 20 Automarken sowohl mit einer klassischen siebenstufigen Ratingskala als auch mit der Idealskala (siehe Abbildung 2). Die Hälfte der Probanden gaben ihre Präferenzen zuerst auf der Idealskala ab, die andere Hälfte auf der Ratingskala. Direkt danach füllten sie einen Fragenbogen aus, auf dem sie das jeweilige Erhebungsinstrument bewerteten. Darauf folgte das jeweils andere Erhebungsverfahren, wiederum mit anschließendem Ausfüllen desselben Fragebogens. Abschliessend wurden die beiden Verfahren von den Teilnehmern in einem weiteren Fragebogen noch im direkten Vergleich beurteilt.

Die Abbildung zeigt zwei verschiedene Erhebungsinstrumente für die Bewertung von Automarken. Das obere Instrument ist die 'Visuelle Skala' (IDEAL), das untere die 'Rating Skala'.

**Visuelle Skala (IDEAL):** Diese Skala zeigt 20 Automarken in einer visuellen Hierarchie. Die Marken sind in zwei Spalten angeordnet. Die linke Spalte enthält: smart, Mercedes-Benz, FIAT, Hyundai. Die rechte Spalte enthält: BMW, Audi, Peugeot, Toyota, Volvo, Ford, Renault, Subaru, Mitsubishi, Ferrari. Die Marken sind in einer visuellen Hierarchie angeordnet, die die Präferenzen der Teilnehmer widerspiegelt. Die Skala ist mit einem 'Weiter' Button und einem 'IDEAL' Label versehen.

**Rating Skala:** Diese Skala zeigt dieselben 20 Automarken in einer tabellarischen Form. Jede Marke ist mit einer siebenstufigen Ratingskala (von -3 bis 3) versehen. Die Skala ist in vier Spalten unterteilt, die jeweils eine Marke und eine Ratingskala enthalten. Die Spaltenüberschriften sind: 'ich finde diese Marke gar nicht gut', 'ich finde diese Marke sehr gut', 'ich finde diese Marke gar nicht gut' und 'ich finde diese Marke sehr gut'. Die Ratingskala ist mit den Werten -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3 beschriftet. Die Skala ist mit einem 'Fertig' Button versehen.

Abbildung 2: Die beiden verglichenen Erhebungsverfahren

Von Interesse waren dabei die folgenden Punkte: Welches der beiden Verfahren spricht die Probanden mehr an? Wie schwierig bzw. wie intuitiv ist es, mit dem jeweiligen Verfahren Präferenzen abzugeben? Mit welchem Verfahren konnten die persönlichen Präferenzen (subjektiv) besser erfasst werden?

Dazu wurden im ersten Fragebogen vier Aussagen formuliert, die auf einer siebenstufigen Skala von ‚trifft überhaupt nicht zu‘ (=1) bis ‚trifft ganz klar zu‘ (=7) beurteilt werden mussten. Die Aussagen lauteten:

- Es hat Spass gemacht, meine Präferenzen so abzugeben.
- Es war mühsam und schwierig, die Marken so zu bewerten.
- Die Bedienung ist mir leicht gefallen und war intuitiv.
- Am Schluss hatte ich den Eindruck, dass meine Präferenzen gut abgebildet wurden.

Beim abschliessenden Fragebogen wurden die Verfahren einander gegenübergestellt und wurden auf einer siebenstufigen Skala mit den beiden Polen ‚Idealskala‘ und ‚Ratingskala‘ bewertet (bei der Hälfte der Fragebogen war die Idealskala links positioniert, bei der anderen Hälfte die Ratingskala). Die Fragen lauteten:

- Welches der beiden Verfahren hat Dich mehr angesprochen?
- Mit welchem Verfahren konntest du deiner Meinung nach deine Präferenzen besser abbilden?
- Welches Verfahren fandest du kurzweiliger?

Abschliessend musste angegeben werden, welches Verfahren bei einer erneuten Erhebung zu einem anderen Marktbereich bevorzugt würde.

### *3.2. Ergebnisse*

Die Auswertung der Daten des ersten Fragebogens zeigt, dass die Studienteilnehmer das Idealskalaverfahren als spassiger empfinden (zweiseitiger t-Test für abhängige Stichproben,  $M_{\text{Idealskala}} = 5.50$ ,  $M_{\text{Ratingskala}} = 4.75$ ,  $t(31) = 2.55$ ,  $p = .02$ ) und denken, dass es ihre Präferenzen besser abbildet ( $M_{\text{Idealskala}} = 5.75$ ,  $M_{\text{Ratingskala}} = 4.94$ ,  $t(31) = 2.68$ ,  $p = .01$ ). Keine signifikanten Unterschiede ergaben sich bezüglich Schwierigkeit ( $M_{\text{Idealskala}} = 3.00$ ,  $M_{\text{Ratingskala}} = 2.88$ ,  $t(31) = 0.44$ ,  $p = .67$ ) und intuitiver Bedienung ( $M_{\text{Idealskala}} = 6.22$ ,  $M_{\text{Ratingskala}} = 6.28$ ,  $t(31) = 0.29$ ,  $p = .77$ ). Zwar sind hier die Mittelwerte der Idealskala leicht höher bzw. tiefer, doch ist dieses Verfahren für die Probanden im Gegensatz zur Ratingskala sicher neu und unvertraut. So gesehen ist es eigentlich überraschend, dass das Idealskala-Verfahren bei diesen zwei Kriterien annähernd gleich gut abgeschnitten hat. Es wäre zu erwarten, dass mit zunehmender Vertrautheit mit dem Handling der Idealskala die Bewertung noch besser würde.

Im direkten Vergleich des zweiten Fragebogens schnitt die Idealskala in den drei abgefragten Aspekten deutlich besser ab (Abbildung 3): sie ist sowohl ansprechender (One-Sample t-Test,  $t(31) = 3.52$ ,  $p = .001$ ), die Präferenzen werden subjektiv besser abgebildet ( $t(31) = 4.28$ ,  $p < .001$ ) und sie ist kurzweiliger ( $t(31) = 3.90$ ,  $p < .001$ ).

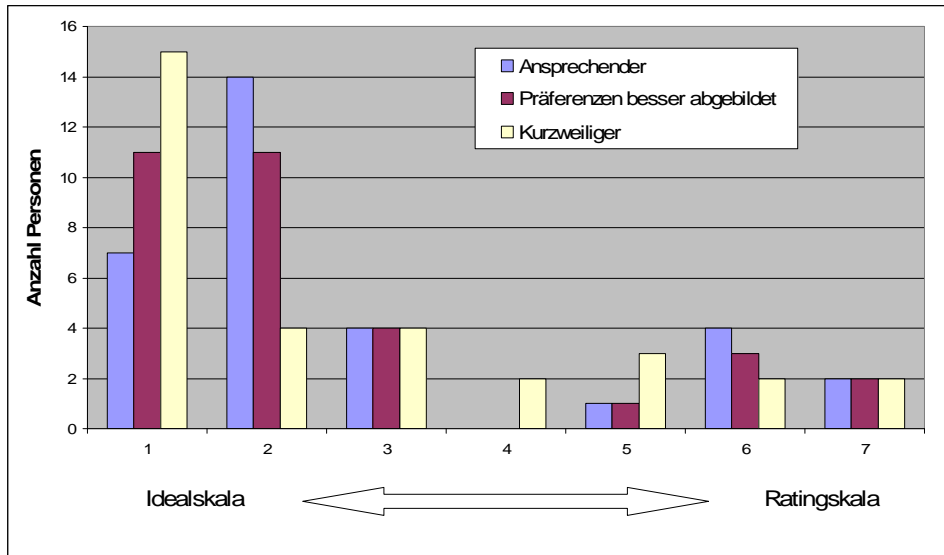


Abbildung 3: Die Beurteilung der Verfahren bezüglich dreier Kriterien

75 Prozent der Probanden würden für eine weitere Präferenzenerhebung die Idealskala bevorzugen ( $\chi^2(1, N = 32) = 8.00, p = .005$ ).

Insgesamt sprechen diese Ergebnisse also dafür, dass die Idealskala von den Probanden sehr gut aufgenommen wird. Ob das subjektive Gefühl, dass die Präferenzen mit ihr besser angegeben werden können, aber auch tatsächlich der Wahrheit entspricht, kann mit den vorliegenden Daten nicht geklärt werden.

#### 4. Anwendungsbereiche

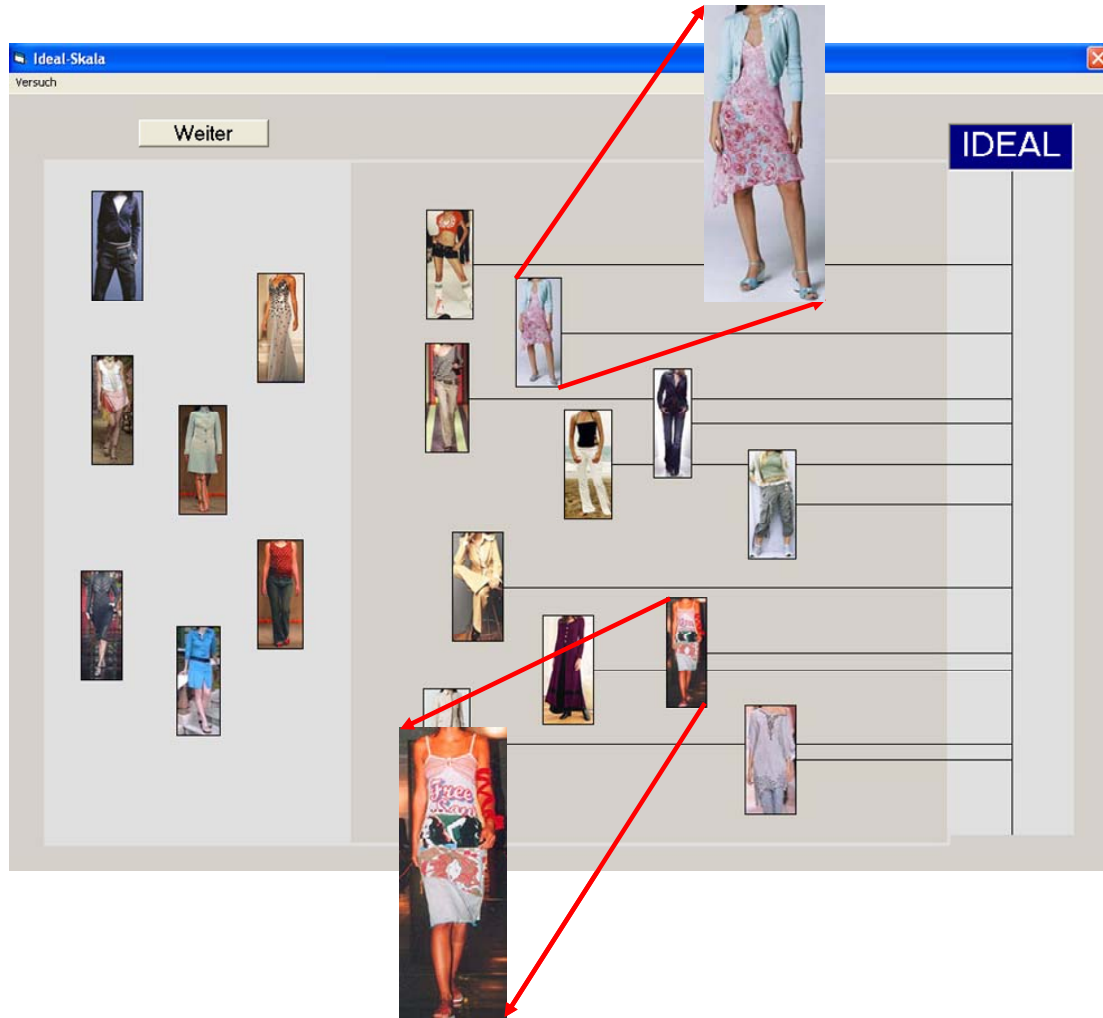
Die Idealskala wurde in erster Linie für die Erhebung von Präferenzen zu einem Set von etwa 10 bis 30 Items konzipiert. Bei sehr wenigen Objekten kommen die Vorteile der Idealskala kaum mehr zu tragen, bei mehr als 30 Objekten wird die Anordnung der Objekte sehr unübersichtlich, da der Raum für die vertikale Anordnung knapp wird.

Die Idealskala ist weniger für den Vergleich einzelner Marken gedacht, sondern in erster Linie für die ganzheitliche Untersuchung eines Marktes. Dies bedingt, dass nach der Definition und Abgrenzung des interessierenden Marktes ein Set von Produkten, Marken oder Angeboten zusammengestellt wird, dass im Idealfall alle Objekte des Marktes umfasst, zumindest aber eine ‚repräsentative‘ Auswahl von Objekten, die die verschiedensten Bereiche des Marktes abdecken.

Im Rahmen der Projektgruppe Marktmodelle wurde die Idealskala-Daten vor allem zur Erstellung von Marktmodellen mittels Nonmetrischer Multidimensionaler Skalierung (NMDS) verwendet. Da dieses Verfahren erst ab etwa 10 Objekten aussagekräftige Resultate produziert, wurden bis jetzt auch keine Studien mit weniger Items durchgeführt. Ryf und Läge (siehe Kapitel 4) beschreiben die möglichen Vorgehensweisen zur Erstellung von auf Idealskala-Daten basierenden Karten, die eine visuelle Repräsentation des untersuchten Marktes darstellen.

### *Bisherige Erfahrungen*

Das Prinzip der Idealskala wird von den Probanden schnell verstanden und das Handling bereitet keine Probleme (sofern die Personen mit den grundlegenden Mausfunktionen vertraut sind). Zudem scheint die Idealskala im Vergleich mit anderen Datenerhebungsmethoden auch Spass zu machen.

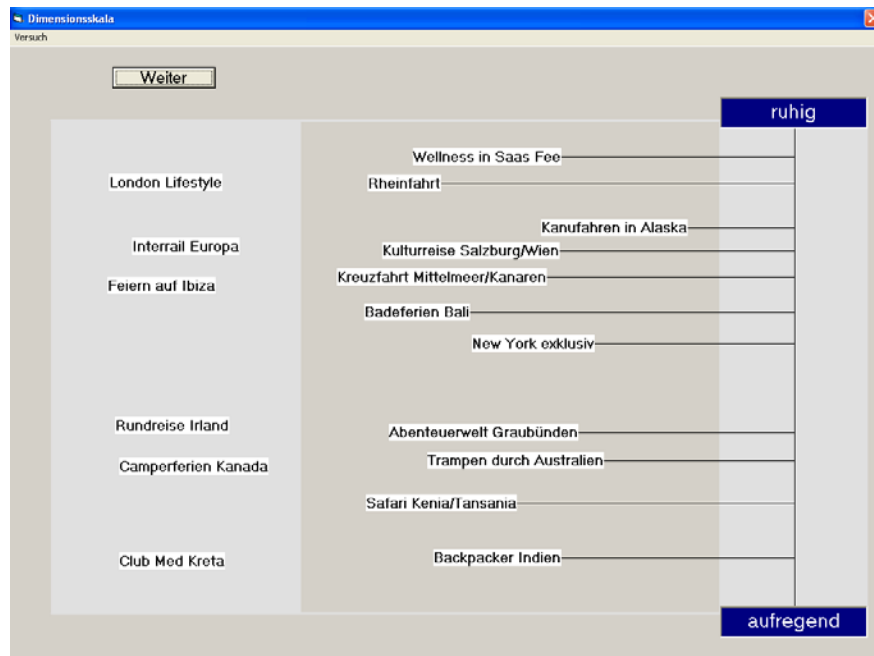


**Abbildung 4: Präferenzenerhebung zu Kleiderstilen mit der Idealskala**

In zahlreichen durchgeführten Studien hat sich die Idealskala als Erhebungsmethode bewährt. Zu den untersuchten Gebieten gehören: Automarken, Kleidermarken, Zigarettensmarken, Erfrischungsgetränke, Nahrungsmittel und Zeitschriften. Durch die Möglichkeit, an Stelle der Itembezeichnungen Bilder zu verwenden, waren auch Studien zum Kleiderstil oder Wohnzimmereinrichtungen möglich (Beispiel in Abbildung 4; durch Klicken mit der rechten Maustaste konnten die Bilder jeweils vergrößert werden). Bei Märkten mit komplexeren Produkten wie zum Beispiel Urlaubsangeboten konnte über die Option, zusätzliche Informationen als Gedächtnisstütze einzublenden, die Qualität der Präferenzdaten unterstützt werden. Im Weiteren ermöglichte die Implementierung von Film- und Soundeinspielungen Untersuchungen zu Werbespot- und Musikpräferenzen.

### *Nicht nur für Präferenzen*

Natürlich lässt sich das Prinzip der Idealskala grösstenteils auch auf die Erhebung von anderen Arten von Daten als Präferenzen übertragen. So gibt es Varianten dieser Software, die für Semantische Differentiale angepasst sind (Abbildung 5). Doch ist die Erhebung von Präferenzen sicher die wichtigste Anwendung.



**Abbildung 5: Anwendung des Prinzips der Idealskala auf ein Semantisches Differential**

Wünschenswert wäre sicher auch die Verwendbarkeit der Idealskala für Web-Erhebungen. Dies ist momentan noch nicht möglich, doch sind bei verschiedenen Firmen und Institutionen aus dem Bereich Marktforschung und Internet Surveys (zum Beispiel beim ZUMA in Mannheim) Tools in der Entwicklung, die dem vorgestellten Verfahren sehr ähnlich sind und browserbasiert funktionieren.

## 5. Fazit

Die Idealskala ist ein effizientes, flexibles Tool zur Erhebung von Daten, das eine schnelle und detaillierte Erfassung von einer grossen Zahl von Präferenzen erlaubt und dabei von den Versuchspersonen gerne und intuitiv verwendet wird.

Die Möglichkeiten, die durch die computergestützte Datenerhebung geboten werden, sollten auch genutzt werden. Zu oft werden noch Erhebungsmethoden verwendet, die auf Traditionen der Paper-and-Pencil Zeit basieren, in der Kompromisse eingegangen werden mussten, weil Ideen technisch nicht realisierbar waren oder der Zeitaufwand für die Notierung und Eingabe der Daten zu hoch gewesen wäre. Es ist Zeit, sich von der traditionellen Datenerhebungsmethoden zu lösen und auf verbesserte Verfahren umzusteigen.

## 6. Literaturreferenzen

- Bendig, A. W. (1953). The reliability of self-ratings as a function of the amount of verbal anchoring and the number of categories. and the number of rating scale categories. *Journal of Applied Psychology*, 37, 38-41.
- Bendig, A. W. (1954). Reliability and the number of rating scale categories. *Journal of Applied Psychology*, 38, 38-40.
- Böckenholt, U. (2004). Comparative judgments as an alternative to ratings: Identifying the scale origin. *Psychological Methods*, 9, 453-465.
- Champney, H. & Marshall, H. (1939). Optimal refinement of the rating scale. *Journal of Applied Psychology*, 23, 323-331.
- Cox, E. P. (1980). The optimal number of response alternatives for a scale: A review. *Journal of Marketing Research*, 17, 407-422.
- Eriksen, C. W. & Hake, H. W. (1955). Absolute judgments as a function of stimulus range and number of stimulus and response categories. *Journal of Experimental Psychology*, 49, 323-332.
- Guilford, J. P. (1954). *Psychometric Methods*. New York: McGraw-Hill.
- Komorita, S. S., & Graham, W. K. (1965). Number of scale points and the reliability of scales. *Educational and Psychological Measurement*, 15, 987-995.
- Matell, M. S., & Jacoby, J. (1972). Is there an optimal number of alternatives for Likert-scale items? Effects of testing time and scale properties. *Journal of Applied Psychology*, 56, 506-509.
- Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 63, 81-97.
- Pessemier, E. A. & Teach, R. D. (1970). Dissaggregation of analysis of variance for paired comparisons: An application to a marketing experiment. Krannert Paper #282, Krannert School of Management, Purdue University, Lafayette, IN.
- Preston, C. C. & Colman, A. M. (2000). Optimal number of response categories in rating scales: Reliability, validity, discriminating power, and respondent preferences. *Acta Psychologica*, 104, 1-15.
- Symonds, P.M. (1924). On the loss of reliability in ratings due to coarseness of the scale. *Journal of Experimental Psychology*, 7, 456-461.

Torrance, G.W., Feeny, D. & Furlong, W. (2001). Visual analog scales: do they have a role in the measurement of preferences for health states? *Medical Decision Making*, 21, 329-334.

Trommsdorff, V. (2002). *Konsumentenverhalten*. Stuttgart: Kohlhammer.

Tversky, B., Kugelmass, S. & Winter, A. (1991). Cross-cultural and developmental trends in graphic productions. *Cognitive Psychology*, 23, 515-557.



## 4 Zur Stabilität von präferenzbasierten NMDS-Karten

Der Normalfall bei auf Nonmetrischer Multidimensionaler Skalierung (NMDS) beruhenden Untersuchungen ist die einmalige Datenerhebung und –analyse. In den resultierenden Karten werden die Positionen der Angebote und der Konsumenten interpretiert, ohne wirklich zu wissen, wie stabil diese Positionierungen sind.

In einer Studie von Ruggle, Ryf und Läge (2006) wurden Präferenzdaten für drei verschiedene Märkte (Automarken, Erfrischungsgetränke und Zigaretten) zu sechs Zeitpunkten – verteilt über drei Monate – mit jeweils der gleichen Stichprobe erhoben. Dieser einzigartige Datensatz bietet die Möglichkeit, Untersuchungen zur Stabilität der auf Präferenzen dieser Stichprobe basierenden Karten anzustellen und so einen Eindruck von den ‚Konfidenzbereichen‘ der Punkte in den Karten zu erhalten. Dabei soll zudem die Eignung verschiedener Proximitätsmasse zur Erstellung von auf Präferenzen basierenden Karten getestet werden.

In einem weiteren Schritt wird die Varianz in den Daten über die Erhebungszeitpunkte mit der Gesamtvarianz in den Daten verglichen, um so auch über diesen Weg die Stabilität der Positionierung in den Karten abschätzen zu können.

### 1. Daten und Proximitäten

#### *1.1. Beschreibung des Datensatzes*

Im Sommer 2004 wurden verteilt über insgesamt drei Monate Präferenzen zu den drei Marktbereichen Automarken, Erfrischungsgetränke und Zigaretten erhoben. 24 Personen bewerteten je 15 Automarken und Erfrischungsgetränke, 12 von ihnen (alles Raucher) zudem 15 Zigarettenmarken zu sechs verschiedenen Zeitpunkten (Abstand jeweils mindestens eine Woche). Die Studienteilnehmer waren mehrheitlich Studenten, 12 Frauen und 12 Männer, mit einem Durchschnittsalter von 25.9 Jahren (Standardabweichung 3.2 Jahre). Die Marken bzw. Produkte waren so zusammengestellt, dass sie erstens allen teilnehmenden Personen bekannt waren und zweitens eine repräsentative Auswahl der drei Marktbereiche bildeten. Die Präferenzdaten wurden mit der Idealskala (siehe Kapitel 3) erhoben.

Nach Abschluss der Erhebung liegen also für jeden der drei untersuchten Marktbereiche sechs 2W2M-Tabellen mit Präferenzen von 24 bzw. 12 Personen zu jeweils 15 Objekten vor. Jeder dieser 18 Datensätze kann dazu benutzt werden, um mittels Nonmetrischer Multidimensionaler Skalierung (NMDS) entweder eine Karte der Objekte (also der Automarken, Erfrischungsgetränke oder Zigarettenmarken) oder eine Karte mit den an der Studie beteiligten Personen zu generieren. Dazu müssen allerdings die Präferenzwerte vor der Skalierung in Proximitäten umgerechnet werden.

### 1.2. Proximitätsmasse

Für jedes Objektpaar bzw. für jedes Personenpaar muss vor der Skalierung ein Proximitätswert berechnet werden. Proximitäten stehen für die Ähnlichkeit bzw. Unterschiedlichkeit zweier Objekte zueinander. Für die Berechnung von Proximitäten gibt es viele verschiedene Methoden (siehe z.B. Everitt & Rabe-Hesketh, 1997), doch für diese Studie sollen vier Proximitätsmasse miteinander verglichen werden, die unserer Meinung nach für die Analyse von Präferenzdaten die wichtigsten sind:

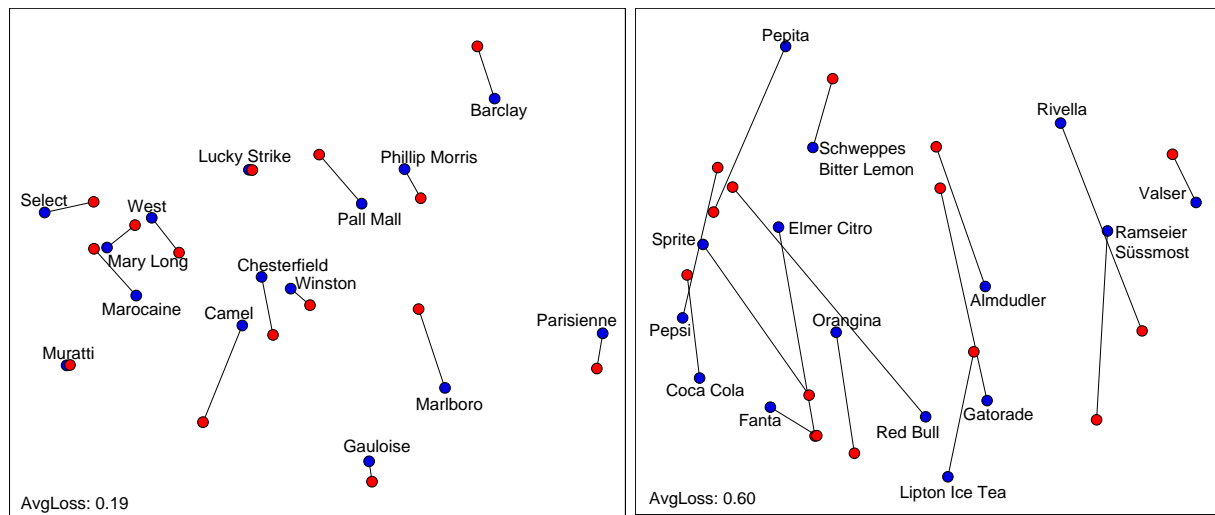
1. Produkt-Moment Korrelation nach Pearson
  - Normierte Kovarianz
2. Rangkorrelation nach Spearman
  - Korrelation der Rangordnungen
3. City-Block Distanz
  - Summe der Unterschiede
4. Euklidische Distanz
  - Wurzel von der Summe der quadrierten Unterschiede

Für jeden der 18 Datensätze (3 Marktbereiche und 6 Zeitpunkte) wurden jeweils für die Objekte und die Personen vier Proximitätsmatrizen erstellt, basierend auf den vier Arten der Proximitätsberechnung, also insgesamt 144 Matrizen.

## 2. Vergleich von Karten über verschiedene Erhebungen

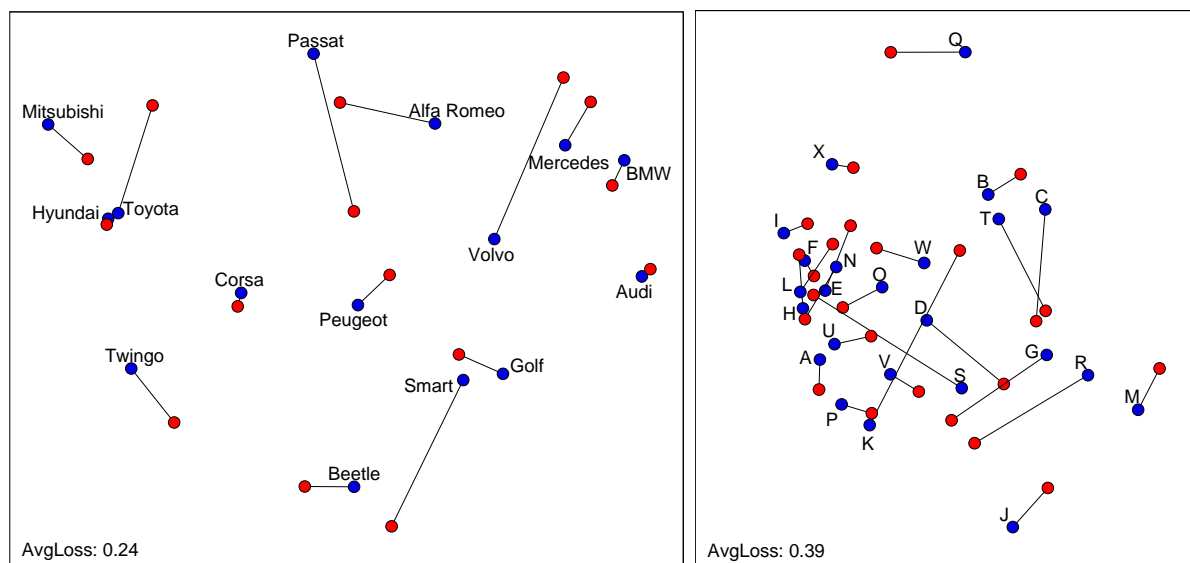
Mit RobuScal (Läge, Daub, Bosia, Jäger & Ryf, 2005) wurden die 144 Matrizen für zwei Dimensionen skaliert. Die resultierenden Karten, in denen die Marken und Produkte oder die Personen aufgrund ihrer jeweiligen Präferenzverteilung positioniert sind, können mit der Prokrustes-Transformation verglichen werden.

Bei der Prokrustes-Transformation werden zwei Karten mit denselben Objekten mit grösstmöglicher Übereinstimmung aufeinander gelegt. Dabei werden nur Transformationen verwendet, die die Relationen innerhalb der Karten nicht verändern. Als Mass für die Übereinstimmung ist der Average Loss (AvgLoss) definiert. Dieser gibt die mittlere Abweichung zwischen den korrespondierenden Punkten an, normiert an der durchschnittlichen Distanz zwischen allen Punkten in den beiden Karten.



**Abbildung 1: Zwei Beispiele für die Prokrustes-Transformation**

In Abbildung 1 sind zwei Beispiele für Prokrustes-Transformationen abgebildet, in denen jeweils zwei für unterschiedliche Erhebungszeitpunkte resultierende Karten eines Bereiches miteinander verglichen wurden. In diesen Karten liegen Marken oder Produkte, die von den gleichen Personen präferiert werden, nahe beieinander, solche, die von unterschiedlichen Leuten bevorzugt werden, weit auseinander. Links sind zwei Karten des Zigarettenmarktes übereinander gelegt worden. Der Average Loss von 0.19 zeigt an, dass die Struktur der beiden Karten sehr gut übereinstimmt; es gibt nur vereinzelte, eher kleine Verschiebungen. Rechts dagegen sind beim Vergleich zweier Karten der Erfrischungsgetränke mehrere grosse Verschiebungen erkennbar. Dies deutet auch der hohe Average Loss von 0.60 an. Einige Gemeinsamkeiten sind aber noch erkennbar. Zum Beispiel haben sich die Positionen in der horizontalen Achse nicht so sehr verändert.



**Abbildung 2: Vergleich von Karten der Objekte und der Personen mittels Prokrustes-Transformation**

Wie schon erwähnt, kann man basierend auf dem gleichen Datensatz sowohl eine Karte der Objekte als auch eine Karte der Personen generieren. In Abbildung 2 wurden wiederum jeweils zwei Karten miteinander verglichen, die auf Daten aus verschiedenen Erhebungszeitpunkten basieren – einmal zwei Karten der Automarken (links) und zwei Karten der Personen (rechts). Die Karten der Personen und der Automarken entstammen jeweils den gleichen zwei Datensätzen. Personen mit ähnlichen Präferenzen in einem Marktbereich liegen in der entsprechenden Karte nahe beieinander, Personen mit sehr unterschiedlichem Geschmack dagegen weit auseinander. Während bei den Karten mit den 15 Automarken die Struktur sehr ähnlich ist (bei einem tiefen Average Loss von 0.24), gibt es bei den 24 Personen zwischen den zwei Erhebungen mehr Verschiebungen, und einige Personen (vor allem die Personen K und S) werden doch ziemlich unterschiedlich positioniert. Doch bei einem Average Loss von 0.39 sind auch da klar Gemeinsamkeiten in den Karten zu entdecken.

Im Folgenden werden die Ergebnisse für die Vergleiche der Karten der Objekte und der Karten der Personen getrennt dargestellt.

### 2.1. Karten der Objekte

In den Karten der Objekte sind die jeweils 15 Automarken, Erfrischungsgetränke oder Zigarettenmarken aufgrund der Präferenzverteilung positioniert, d.h. Objekte, die nahe beieinander liegen, werden von den gleichen Personen präferiert, weit entfernte Objekte sprechen unterschiedliche Personen an. Die jeweils sechs Karten eines Marktbereiches, die auf der gleichen Art der Proximitätsberechnung basieren, wurden mittels Prokrustes-Transformation miteinander verglichen. Die durchschnittlichen Average Losses der jeweils 15 Vergleiche sind in Tabelle 1 dargestellt, zusammen mit den Standardabweichungen.

	Automarken		Erfrischungsgetränke		Zigarettenmarken	
Proximitätsmass	MW	StdAbw	MW	StdAbw	MW	StdAbw
Pearson Korrelation	0.362	0.038	0.496	0.092	0.354	0.062
Spearman Rangkorrelation	0.423	0.065	0.504	0.112	0.462	0.089
City-Block Distanzen	0.256	0.050	0.360	0.096	0.237	0.053
Euklidische Distanzen	0.262	0.048	0.332	0.099	0.252	0.058

**Tabelle 1: Mittelwerte und Standardabweichungen der Average Losses bei den Vergleichen der Objektkarten über die Erhebungszeitpunkte**

Der mittlere Average Loss ist für alle drei Bereiche deutlich niedriger, wenn die Proximitäten auf City Block Distanzen oder Euklidischen Distanzen basieren. Mit Average Losses um 0.25 ist die Übereinstimmung der Karten bei Verwendung dieser Proximitätsmasse bei den Auto- und Zigarettenmarken sehr gut, bei den

Erfrischungsgetränken mit 0.36 bzw. 0.33 noch relativ gut<sup>1</sup>. Bei den beiden Korrelationsmassen sind die Werte jeweils signifikant höher und deuten im Bereich der Erfrischungsgetränke mit Werten um 0.5 auf deutliche Unterschiede hin.

## 2.2. Karten der Personen

In den Karten der Personen sind die 24 Personen (bzw. 12 bei den Zigaretten) aufgrund der Präferenzen zu den 15 Automarken, Erfrischungsgetränke oder Zigarettenmarken positioniert. Personen, die nahe beieinander liegen, präferieren die gleichen Marken bzw. Erfrischungsgetränke, weit entfernte Personen bevorzugen unterschiedliche Marken oder Erfrischungsgetränke. Die jeweils sechs Karten eines Marktbereiches, die auf der gleichen Art der Proximitätsberechnung basieren, wurden mittels Prokrustes-Transformation miteinander verglichen. Die durchschnittlichen Average Losses der jeweils 15 Vergleiche sind in Tabelle 2 dargestellt, zusammen mit den Standardabweichungen.

	Automarken		Erfrischungsgetränke		Zigarettenmarken	
Proximitätsmass	MW	StdAbw	MW	StdAbw	MW	StdAbw
Pearson Korrelation	0.377	0.040	0.414	0.065	0.230	0.037
Spearman Rangkorrelation	0.410	0.055	0.482	0.124	0.240	0.028
City-Bock Distanzen	0.462	0.065	0.604	0.090	0.281	0.057
Euklidische Distanzen	0.415	0.044	0.567	0.125	0.270	0.052

**Tabelle 2: Mittelwerte und Standardabweichungen der Average Losses bei den Vergleichen der Personenkarten über die Erhebungszeitpunkte**

Im Gegensatz zu den Karten der Objekte sind bei den Personenkarten die durchschnittlichen Average Losses der beiden Korrelationen in allen drei Bereichen niedriger. Vor allem bei Verwendung der Pearson Korrelation zeugen die Werte mit 0.23 bis 0.41 von einer sehr guten bis akzeptablen Übereinstimmung der zweidimensionalen Konfigurationen. Die Distanzmasse dagegen liegen überall deutlich über den Werten der Pearson Korrelation und mit Werten von bis zu 0.60 sind die Abweichungen der Karten doch substantiell (zu vergleichen mit der in Abbildung 1 dargestellten Prokrustes-Transformation der Erfrischungsgetränke-Karten).

## 2.3. Diskussion der Kartenvergleiche über die Erhebungszeitpunkte

### Stabilität der Karten über verschiedene Erhebungen

Der Vergleich von Karten, die auf Daten aus verschiedenen Erhebungszeitpunkten basieren, kann als eine Form von ‚Retest-Reliabilität‘ interpretiert werden. Bei Verwendung der jeweils optimalen Proximitätsmasse stimmen die Karten sehr gut bis ziemlich gut überein (Average Losses von 0.23 bis 0.41).

<sup>1</sup> Zum Vergleich: Bei Prokrustes-Transformationen von Karten, die auf Ähnlichkeitsurteilen von Experten zu Objekten ihres Wissensgebietes basieren, liegt der durchschnittliche Average Loss zwischen den individuellen Karten etwa im Bereich von 0.4 bis 0.5 (Läge, 2001; Egli, Schlatter, Streule & Läge, 2006).

Beim Vergleich der Marktbereiche zeigen sich bei den Zigarettenmarken die höchsten Übereinstimmungen, obwohl die Karten nur auf den Daten von 12 Personen basieren. Eigentlich wäre bei den Personenkarten zu erwarten, dass mit mehr Personen die Übereinstimmungen der Karten zwischen den Erhebungen ansteigen, da der RobuScal-Algorithmus bei einer grösseren Anzahl Objekte seine Robustheit besser ausspielen kann (Läge et al., 2005). Dass auch da der Marktbereich Zigaretten die höchsten Übereinstimmungen zeigt, kann wahrscheinlich mit der grossen Stabilität der Präferenzen bei Zigarettenmarken erklärt werden (Ruggle, Ryf & Läge, 2006). Die im Vergleich mit den zwei anderen Bereichen hohen Average Loss-Werte bei den Erfrischungsgetränken deckt sich mit anderen Befunden (siehe Kapitel 5 und 11), die auf Schwierigkeiten der Analyse dieses Marktes mittels NMDS hinweisen.

Zudem soll hier noch erwähnt werden, dass in der Studie von Ruggle, Ryf und Läge (2006) zum einen ein allgemeiner Zeiteffekt über die verschiedenen Erhebungen hinweg nachgewiesen werden konnte, zum anderen wurden grosse Unterschiede bei einzelnen Personen bei den Präferenzwerten zu verschiedenen Zeitpunkten gefunden. Dies spricht dafür, dass bei einem richtigen ‚Retest-Design‘ mit kleineren Zeitabständen die Abweichungen zwischen den Karten tendenziell ebenfalls kleiner würden.

#### *Grösse und Zusammensetzung der Stichprobe*

Die in dieser Studie verglichenen Karten basieren auf Daten von nur 24 Personen (sogar nur 12 bei den Zigarettenmarken). Es ist zu erwarten, dass die durchschnittlichen Abweichungen in den Karten mit einer grösseren Stichprobe noch kleiner würden. Zum einen weil der Einfluss starker Veränderungen in den Präferenzen einzelner Personen, die in diesem Datensatz vorhanden sind, auf die Gesamtlösung kleiner würde, zum anderen wegen der schon erwähnten Eigenschaft des RobuScal-Algorithmus.

Eine Frage, die vor allem auch für die Praxis der Marktforschung relevant ist, ist die nach der Zusammensetzung der Stichprobe. Während in dieser Studie dank einem speziellen Datensatz Karten von verschiedenen Erhebungen mit der gleichen Stichprobe verglichen werden konnte, stellt sich in der Praxis der Marktforschung oft die Frage nach der Zusammensetzung der Stichprobe und die Folgen für die resultierende Karte. Allgemein gilt natürlich, dass eine Stichprobe möglichst repräsentativ für die interessierende Population sein sollte. Bei einer so geringen Anzahl an Personen wie in dieser Studie wäre aber auch bei einer ‚repräsentativen‘ Stichprobe zu erwarten, dass sich Änderungen in der Zusammensetzung der Stichprobe sehr stark auf die resultierende Lösung auswirken, vor allem wenn Personen dazu stossen oder wegfallen, die eine seltene Kombination von Präferenzen haben. Doch bei einer genügend hohen Stichprobe, die garantiert, dass alle wichtigen Präferenzkonstellationen abgedeckt sind, sollten die Unterschiede in den resultierenden Karten im Bereich der in dieser Studie vorgestellten Abweichungen liegen. So ergab zum Beispiel eine Split-Half Analyse (2 \* 101 Personen) beim Datensatz mit den Präferenzen zu Musikinterpreten von Ryf und Läge (siehe Kapitel 13), der einen

hohen Anteil an fehlenden Werten hat und über eine Web-Umfrage erhoben wurde, einen Average Loss von 0.43.

##### *Vergleich der Proximitätsmasse*

Eine hohe Übereinstimmung der Karten (und damit ein tiefer durchschnittlicher Average Loss) über die verschiedenen Erhebungen ist ein deutliches Zeichen für die Eignung eines Proximitätsmasses zur Erstellung von präferenzbasierten NMDS-Karten. Aufgrund dieses Kriteriums wäre die Empfehlung angebracht, bei der Erstellung von Personenkarten Korrelationen nach Pearson zu verwenden, beim Generieren von Objektkarten dagegen City-Block Distanzen. Wie kommt dieser Unterschied zu Stande? Zur Erklärung dieser Frage muss man sich veranschaulichen, was die verschiedenen Arten der Proximitätsberechnung bewirken. Die Korrelation eliminiert zum Beispiel Unterschiede beim Mittelwert und der Standardabweichung bei zwei zu vergleichenden Datenreihen. Dies kann beim Berechnen von Proximitäten von Personen sinnvoll sein, da es möglich ist, dass zwei Personen verschiedene Stile bei der Beantwortung von Skalen haben, so dass zum Beispiel der eine im Schnitt tendenziell ein wenig höhere Werte angibt und der andere dafür die Breite der Skala besser ausnützt. Da die Karte der Personen ja auf den Werten zu einem Set von Produkten oder Marken basiert, das die ganze breite des jeweiligen Marktes abdecken sollte, sollte jeder potentielle Konsument darin ein paar Produkte finden, die er präferiert, und andere, die er ablehnt. Da die Personen schliesslich aufgrund der Präferenzverteilung zu diesem Set positioniert werden, ist die Anwendung von Korrelationsmassen hier gerechtfertigt. Ausserdem fliessen bei Korrelationen die hohe und tiefen Werte stärker in das Proximitätsmass ein, was psychologisch gesehen durchaus Sinn macht, da die Präferenzen in diesen Bereichen stabiler zu sein scheinen und auch für die Positionierung einer Person in einem Markt wichtiger sein dürften (Ruggle et al., 2006).

Ein wenig anders sieht es bei der Berechnung von Proximitäten zwischen Marken oder Produkten aus. Es kommt immer wieder vor, dass diese signifikante Unterschiede in der durchschnittlichen Bewertung über die ganze Stichprobe aufweisen. Bei der Berechnung von Korrelationen wäre es jetzt aber theoretisch möglich, dass ein Produkt A, das im Schnitt sehr hoch bewertet wird, und ein anderes Produkt B mit einem tiefen mittleren Präferenzwert, sehr hoch kovariieren. Das heisst, dass diese Produkte ähnlich positioniert würden. Im Fall von Produkt B müsste die Positionierung aber so interpretiert werden: Wenn es überhaupt in der untersuchten Stichprobe jemand konsumieren würde, dann am ehesten noch Leute, die im Normalfall Produkt A wählen. Dies ist aber nicht der Sinn von auf Präferenzen basierenden Karten von Marken oder Produkten. Die Produkte A und B unterscheiden sich ja offenbar bezüglich präferenz-relevanter Kriterien, sonst wäre der mittlere Präferenzwert nicht so unterschiedlich. Bei Verwendung der City-Block oder Euklidischen Distanz fliessen diese Unterschiede in das Proximitätsmass ein, und deshalb sind diese Masse für die Karten der Produkte besser geeignet.

Die oben erwähnten Unterschiede von Personen in der Anwendung von Skalen spielen natürlich auch bei der Berechnung von Proximitäten für die Objekte eine Rolle. Sollten diese Unterschiede wirklich gross sein, können die Daten nicht mehr als unkonditional behandelt werden, d.h. die Werte eines Produktes über die Personen können nicht mehr verlässlich miteinander verglichen werden. Natürlich könnte man die Werte der Personen durch z-Transformation in Mittelwert oder Standardabweichung angleichen, oder auf die gleiche Spannbreite skalieren. Doch bei all diesen Transformationen gehen auch potentiell wichtige Informationen in den Daten verloren, und deshalb muss man sich genau überlegen, ob diese Transformationen im konkreten Fall Sinn machen. Ausführliche Erläuterungen zu diesem Thema – gerade auch im Bereich der Marktforschung – finden sich bei Dillon, Frederick und Tangpanichdee (1985).

Im Weiteren lassen sich beim Vergleich der durchschnittlichen Average Losses folgende Schlussfolgerungen ziehen:

In allen Fällen – für alle drei Marktbereiche und die zwei Arten von Karten – liefert die Produkt-Moment Korrelation stabilere Ergebnisse als die Rangkorrelation nach Spearman. Dies deutet darauf hin, dass die quasi-metrischen Daten aus der Idealskala im Vergleich mit einem reinen Rangordnungsverfahren zusätzliche Informationen enthalten, die die Positionierung der Produkte oder Personen auch tatsächlich verbessern.

Die Unterschiede bei der Verwendung der City-Block Distanz und der Euklidischen Distanz sind gering. Bei der Euklidischen Distanz werden grosse Unterschiede in den Daten höher gewichtet, doch scheint sich dies auf die resultierenden Karten nicht stark auszuwirken. Die Average Losses zwischen den mit den beiden Distanzmassen erstellten Karten für jeweils eine Erhebung sind mit einem Durchschnittswert von 0.14 bei den Karten der Objekte und 0.20 bei den Karten der Personen jeweils deutlich kleiner als die Unterschiede in den Lösungen verschiedener Erhebungen mit dem gleichen Proximitätsmass. Deutlichere Unterschiede finden sich bei der Entscheidung für ein Distanz- oder Korrelationsmass.

### 3. Vergleich der Varianz über die Erhebungen mit der Gesamtvarianz

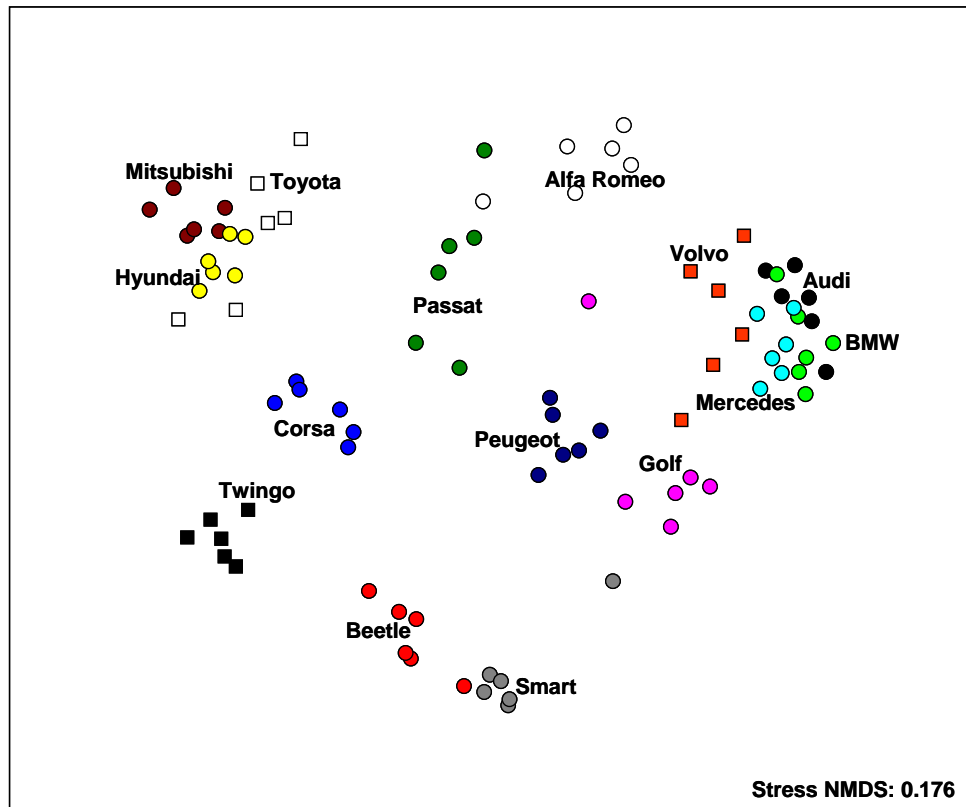
Neben dem Erstellen und Vergleichen von Karten für die verschiedenen Erhebungszeitpunkte besteht auch die Möglichkeit, für jeden der drei untersuchten Marktbereiche jeweils *eine* Karte für die Personen und für die Objekte zu erstellen, in denen die Daten aller 6 Erhebungszeitpunkte vereint sind. Dies erlaubt den Vergleich der Varianz über die Erhebungen zur Gesamtvarianz in den Daten.

#### 3.1. Karten der Objekte über alle Erhebungen

Für die Erstellung der Karten der Objekte werden bei dieser Analyse die Daten so behandelt, als wären insgesamt 90 Marken oder Produkte (15 Objekte \* 6 Erhebungen)



von 24 Personen (bzw. 12 bei den Zigaretten) bewertet worden. Wiederum werden zwischen allen Paarungen dieser 90 Objekte Proximitäten berechnet. Gestützt auf die vorher dargestellten Befunde werden dazu City-Block Distanzen verwendet, und die so erstellten Proximitätsmatrizen werden mit RobuScal skaliert. Die resultierenden Karten für die drei Marktbereiche sind in den Abbildungen 3, 4 und 5 dargestellt.



**Abbildung 3: Positionierung der Automarken über die sechs Erhebungen**

In diesen Karten ist eine Marke oder Produkt jeweils durch einen Kreis oder ein Quadrat in einer bestimmten Farbe repräsentiert, und zwar sechsmal basierend auf Daten der sechs Erhebungen. Beim Betrachten der Karten fällt sofort auf, dass die Objekte aufgrund aller sechs Datensätze jeweils sehr ähnlich positioniert werden, und das in allen drei Marktbereichen. Auch die Objekte mit vergleichsweise grossen Schwankungen (z.B. Volvo bei den Automarken, Schweppes Bitter Lemon bei den Erfrischungsgetränken und Pall Mall bei den Zigarettenmarken) liegen jeweils immer im gleichen Bereich der Karte (vielleicht mit vereinzelt Ausnahmen bei jeweils einer Erhebung). Zudem sind die Positionen der Objekte gut gegeneinander abgegrenzt. Zwar gibt es einige Überschneidungen bei einzelnen Marken oder Produkten (z.B. bei Audi und BMW, Orangina und Elmer Citro oder West und Mary Long), doch sind die unterschiedlichen Schwerpunkte der Verteilungen doch meist deutlich zu erkennen.

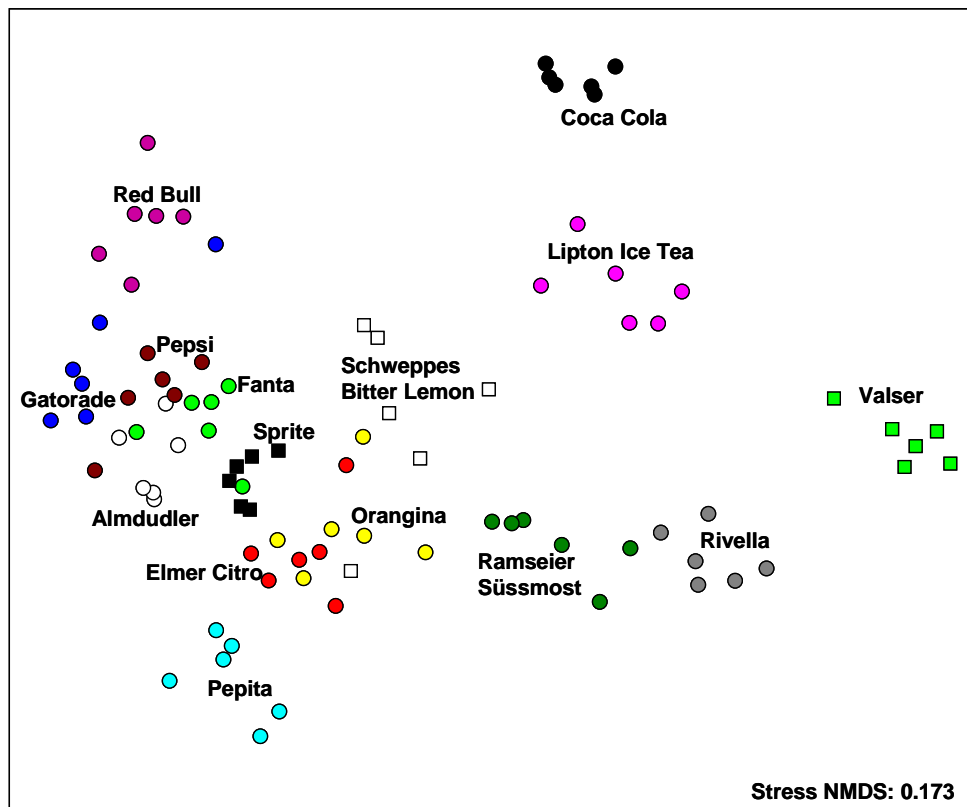


Abbildung 4: Positionierung der Erfrischungsgetränke über die sechs Erhebungen

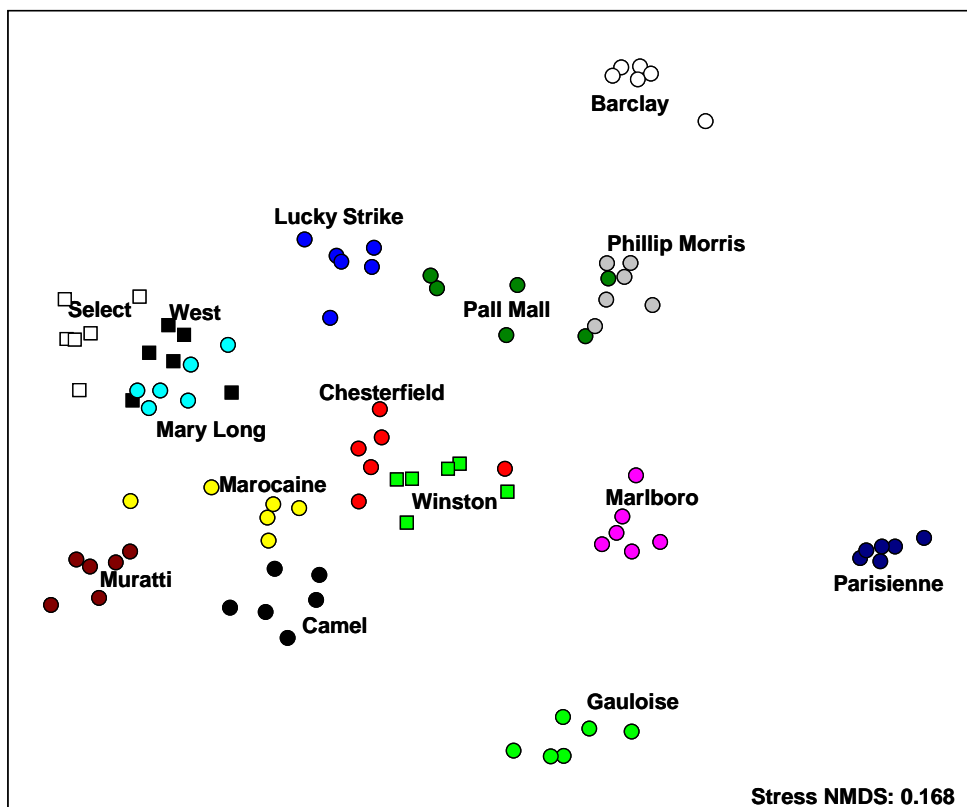
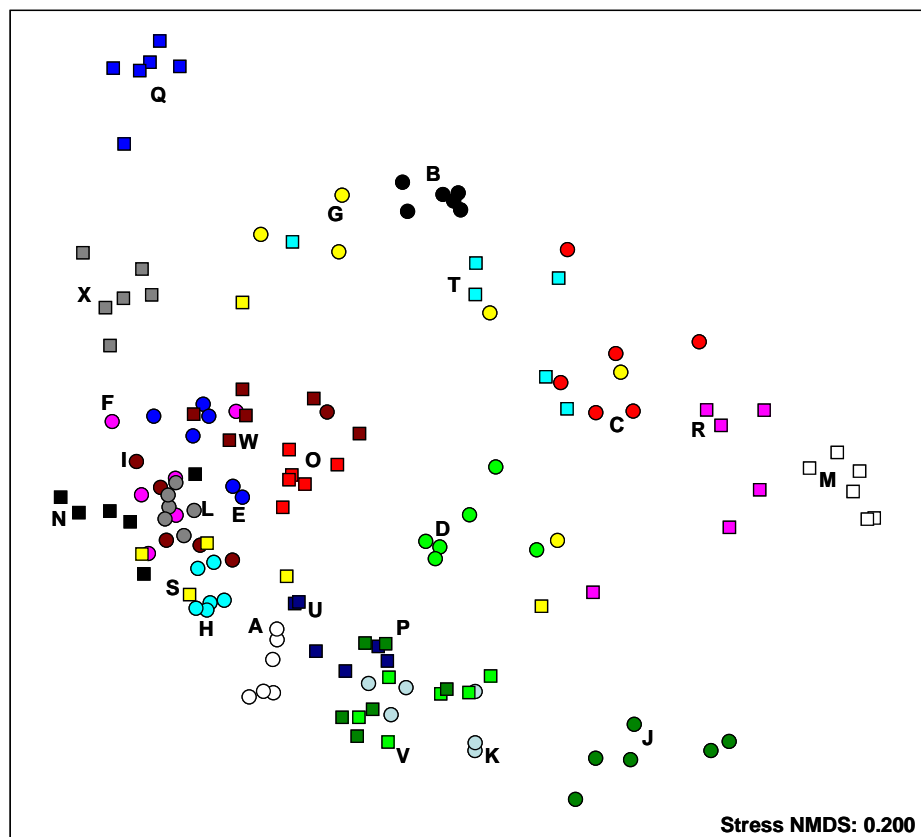


Abbildung 5: Positionierung der Zigarettenmarken über die sechs Erhebungen

### 3.2. Karte der Personen über alle Erhebungen

Für die Erstellung der Karten der Personen werden bei dieser Analyse die Daten so behandelt, als hätten insgesamt 144 Personen bzw. 72 bei den Zigaretten (24 bzw. 12 Personen \* 6 Erhebungen) 15 Marken oder Produkte bewertet. Wiederum werden zwischen allen Paarungen dieser 144 oder 72 Personen Proximitäten berechnet. Gestützt auf die vorher dargestellten Befunde werden dazu Korrelationskoeffizienten nach Pearson verwendet, und die so erstellten Proximitätsmatrizen werden mit RobuScal skaliert. Die resultierenden Karten mit den Verteilungen der Personen aufgrund ihrer Präferenzen sind in den Abbildungen 6, 7 und 8 dargestellt.



**Abbildung 6: Positionierung der Personen über die sechs Erhebungen aufgrund ihrer Präferenzwerte zu Automarken**

Die Personen sind in diesen Karten jeweils sechsmal durch einen Kreis oder ein Quadrat in einer bestimmten Farbe repräsentiert, basierend auf Daten der sechs Erhebungen. Auch die Personen positionieren sich in den Karten mehrheitlich für alle sechs Erhebungen sehr ähnlich. Doch im Gegensatz zu den Objekten gibt es hier doch einige Personen, deren Positionen je nach Erhebung beträchtlich schwanken (z.B. Person S, repräsentiert durch gelbe Quadrate, bei den Automarken oder Person K, repräsentiert durch hellgrüne Kreise, bei den Erfrischungsgetränken). Dies deckt sich mit Befunden von Ruggle, Ryf und Läge (2006), die für vereinzelte Personen deutliche Präferenzschwankungen über die Erhebungszeitpunkte nachwiesen.

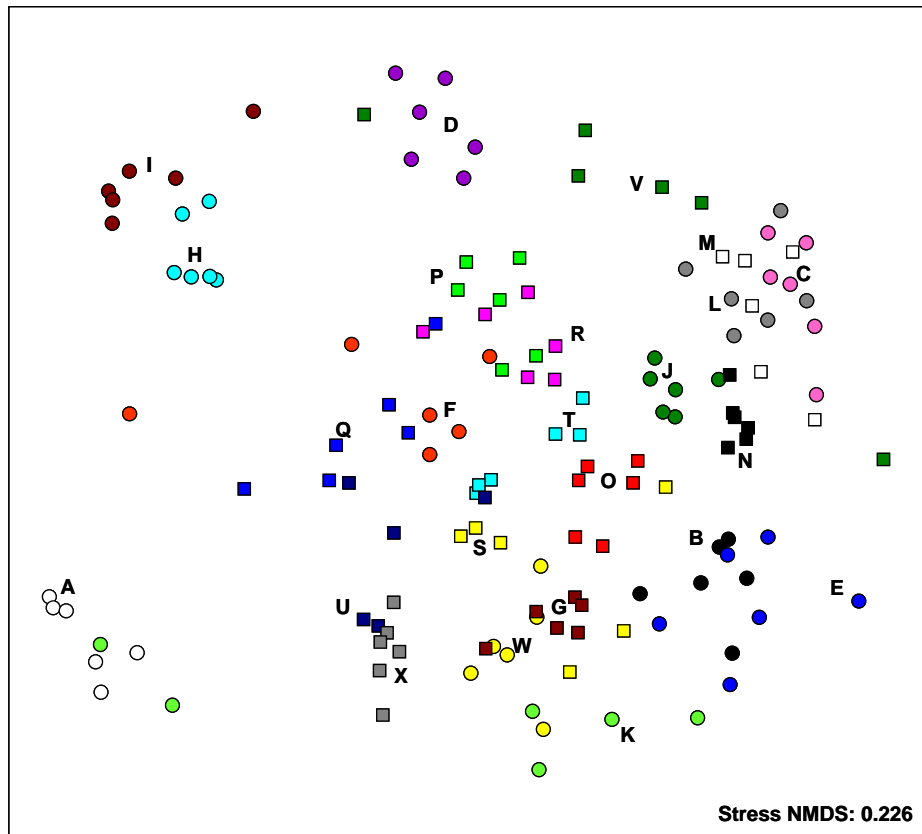


Abbildung 7: Positionierung der Personen über die sechs Erhebungen aufgrund ihrer Präferenzwerte zu Erfrischungsgetränken

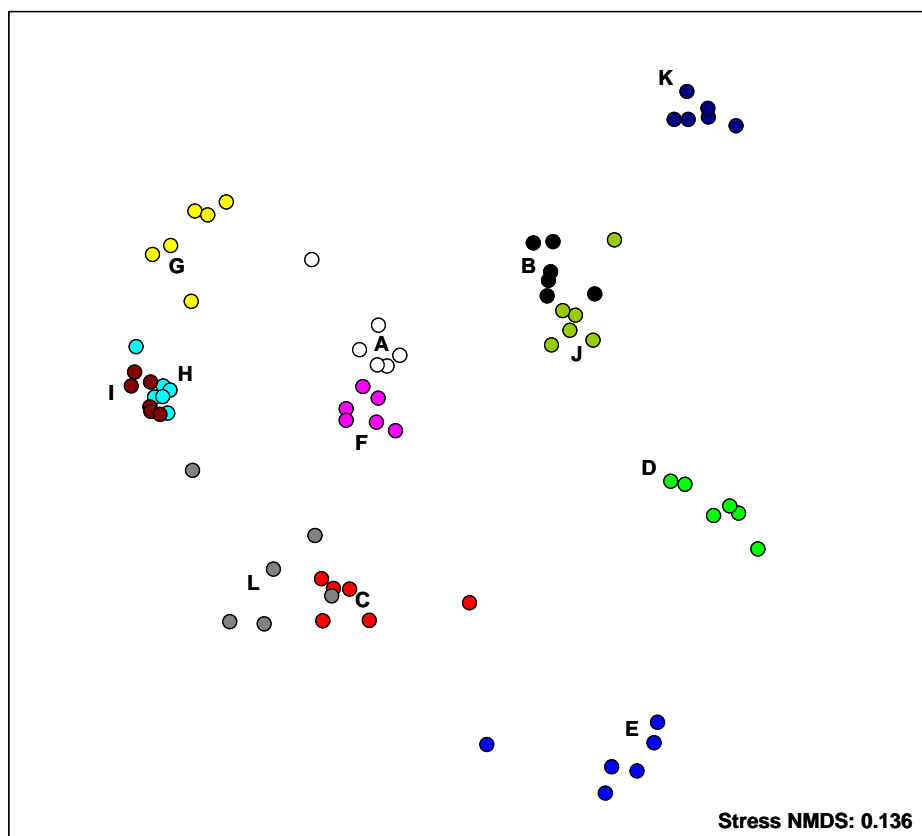


Abbildung 8: Positionierung der Personen über die sechs Erhebungen aufgrund ihrer Präferenzwerte zu Zigarettenmarken

Natürlich gibt es auch sonst Überlappungen in den Verteilungen, vor allem bei den Automarken und den Erfrischungsgetränken, wo jeweils eine grosse Personengruppe einen ähnlichen Geschmack zu haben scheint. Doch für den grössten Teil der Personen ist die jeweilige Positionierung in den Karten deutlich erkennbar.

### *3.3. Diskussion der Karten über alle Erhebungen*

In den oben präsentierten Karten, die aufgrund der Präferenzdaten aus allen sechs Erhebungen erstellt wurden, ist klar ersichtlich, dass die Varianz zwischen den Erhebungen im Vergleich zur gesamten Varianz in den Präferenzdaten sehr gering ist. Die Varianz zwischen den Erhebungen basiert zum einen auf normalen Messfehlern, zum anderen aber auch auf Veränderungen der Präferenzen über den untersuchten Zeitraum von drei Monaten (Ruggle et al., 2006), womit vielleicht auch die beobachteten grösseren Schwankungen bei einzelnen Personen erklärt werden können. Unabhängig vom Erhebungszeitpunkt werden die Personen und noch deutlicher die Objekte im gleichen Bereich der Karte positioniert, was klar für die Verlässlichkeit der resultierenden Karten spricht. Dies bedeutet auch, dass die Reliabilität bei der Erhebung von Präferenzen (in diesem Fall mit der Idealskala) für die hier vorgestellte Anwendung der NMDS völlig ausreichend ist.

Beim Vergleich der Marktbereiche fällt auf, dass wiederum der Bereich der Zigarettenmarken besonders stabile Positionierungen aufweist. Dies kann wie beim Vergleich der Karten der einzelnen Erhebungszeitpunkte mit den sehr stabilen Präferenzen in diesem Bereich erklärt werden.

## 4. Fazit

Insgesamt sprechen die vorgestellten Befunde klar dafür, dass über die Analyse von Präferenzdaten erstellte NMDS-Karten von Märkten eine hohe Stabilität aufweisen und damit gut interpretierbar sind. Dies unabhängig davon, ob eine Karte der Objekte eines Marktbereiches erstellt wird, oder ob man eine Karte generiert, in der die Personen aufgrund ihrer Präferenzen in diesem Bereich positioniert sind.

Zudem wurden in dieser Studie zwei für diese Anwendung der NMDS wichtige Punkte geklärt:

Bei der Erstellung einer Karte der Objekte eines Marktbereiches sollte bei der Skalierung die City-Block (oder Euklidische) Distanz zur Proximitätsberechnung verwendet werden; bei der Skalierung der Personen dagegen ist die Produkt-Moment Korrelation nach Pearson zu empfehlen.

Die so mittels NMDS erstellten Karten sind als Momentaufnahme der Präferenzverteilung in einer Stichprobe hinreichend stabil. Eine mögliche Schwankungsbreite von etwa einem Viertel der durchschnittlichen Distanz in der Konfiguration sollte jedoch bei der

Interpretation der Positionierung der Objekte bzw. der Personen in der Karte in Betracht gezogen werden.

## 5. Literaturreferenzen

- Dillon, W. R., Frederick, D. G. & Tangpanichdee, V. (1985). Decision issues in building perceptual product spaces with multi-attribute rating data. *Journal of Consumer Research*, 12, 47-63.
- Egli, S., Schlatter, K., Streule, R. & Läge, D. (2006). A structure based expert model of the ICD-10 mental disorders. *Psychopathology*, 39, 1-9.
- Everitt, B. S. & Rabe-Hesketh, S. (1997). *The analysis of proximity data*. London: Arnold.
- Läge, D. (2001). *Ähnlichkeitsbasierte Diagnostik von Sachwissen*. Habilitationsschrift an der Philosophischen Fakultät der Universität Zürich.
- Läge, D., Daub, S., Bosia, L., Jäger, C. & Ryf, S. (2005). Die Behandlung ausreisserbehafteter Datensätze in der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung - Relevanz, Problemanalyse und Lösungsvorschlag. *Forschungsberichte aus der Angewandten Kognitionspsychologie Zürich*, Nr. 21. Zürich: Universität Zürich.
- Ruggle, M., Ryf, S. & Läge D. (2006). Die zeitliche Stabilität von Markenpräferenzen. In B. Gula, R. Alexandrowicz, S. Strauß, E. Brunner, B. Jenuß-Schiefer & O. Vitouch (Hrsg.), *Perspektiven psychologischer Forschung in Österreich. Proceedings zur 7. Wissenschaftlichen Tagung der Österreichischen Gesellschaft für Psychologie* (S. 101-106). Lengerich: Pabst.

## 5 Situationsabhängigkeit von Präferenzen – illustriert mit Idealpunkten

### 1. Beschreibung der Problematik und Fragestellung

In einer Studie von Ryf & Läge (2002) zu Idealpunkt-Modellen im Getränke- und Zeitschriftenmarkt konnte gezeigt werden, dass das Erstellen von Idealpunkt-Modellen basierend auf Ähnlichkeitskarten mit dem RobuPref-Verfahren (siehe Kapitel 8) für den Zeitschriftenmarkt gut funktioniert (Abbildung 1, rechte Seite). Die Idealpunkte konnten mit einer genügend grossen Abbildungsgüte ( $r = 0.66$ ) in die Karte eingepasst und für die untersuchte Stichprobe von Studenten sinnvoll interpretiert werden. Beim Idealpunktmodell der Erfrischungsgetränke dagegen (Abbildung 1, linke Seite) war die durchschnittliche Korrelation der Idealpunkt-Distanzen mit den Präferenzwerten viel tiefer ( $r = 0.39$ ). Zudem wurden fast alle Idealpunkte in die Mitte der Karte gelegt, so dass kaum eine Interpretation möglich war.

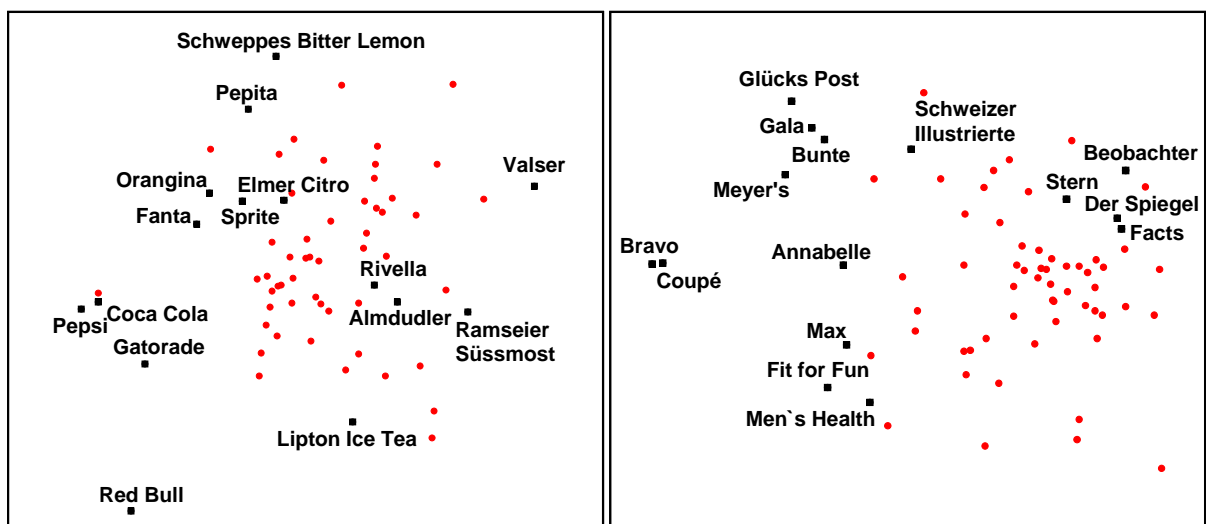


Abbildung 1: Mit RobuPref erstellte Idealpunkt-Modelle für den Erfrischungsgetränke- und Zeitschriftenmarkt

In der vorliegenden Studie soll die Hypothese untersucht werden, ob diese Positionierung der Idealpunkte in der Mitte mit der Situationsabhängigkeit der Präferenzen im Getränkemarkt zu tun haben könnte. Denn wenn jemand zum Beispiel gerne beim Fitnesstraining *Valser* Mineralwasser trinkt, beim Tanzen im Club dagegen gerne *Red Bull*, wird er bei der Frage nach der allgemeinen Präferenz beide Produkte hoch bewerten. Weil diese Produkte aber in der Karte der Erfrischungsgetränke sehr weit auseinander liegen, wird der Idealpunkt dieser Person wahrscheinlich irgendwo in der Mitte platziert werden. Wenn man die Person allerdings nach ihrer Präferenz in einer bestimmten Konsumsituation (z.B. im Fitness-Center) fragen würde, würde das

beschriebene Problem wahrscheinlich minimiert werden und sich der Idealpunkt in Richtung *Valser* Wasser verschieben.

Die Frage, die untersucht werden soll, ist also: Gibt es von der Konsumsituation abhängige Verschiebungen bei den Idealpunkten in der Karte der Erfrischungsgetränke?

## 2. Datenerhebung

### *2.1. Versuchsmaterial*

Die verwendeten Erfrischungsgetränke waren die gleichen 15 wie im oben dargestellten Idealpunktmodell. Sie bilden eine repräsentative Auswahl von Produkten aus dem Schweizer Getränkemarkt.

Zusätzlich wurde eine Auswahl von 15 Situationen mit Bezug zur Konsumation von Getränken zusammengestellt. Jede Situation wurde mit einem Bild illustriert, ein Titel für die Situation wurde gewählt und eine kurze Beschreibung formuliert. Folgende Situationen wurden ausgewählt:

- (A) Kindergeburtstag
- (B) Tanzen im Club
- (C) Ausflug mit dem Fahrrad
- (D) Beim Wandern
- (E) Im Büro
- (F) Im Fitnesscenter
- (G) Im Kino
- (H) Im Vergnügungspark
- (I) In der Badi
- (J) In einer italienischen Bar
- (K) In einer Skihütte
- (L) In einer urchigen Beiz
- (M) Zu Besuch bei den Grosseltern
- (N) Zu Fastfood
- (O) Zum Apéro.

### *2.2. Versuchspersonen*

An der Erhebung haben insgesamt 32 Versuchspersonen beiderlei Geschlechts im Alter von 20 von 55 Jahren teilgenommen. Die Versuchspersonen wurden aufgeteilt auf die beiden Bedingungen ‚Getränkepräferenzen in Konsumsituationen‘ und ‚Situationseignung von Erfrischungsgetränken‘ (siehe unten).



### 2.3. Versuchsablauf

Vor Beginn der Datenerhebung wurden die Versuchspersonen mit den Konsumsituationen vertraut gemacht. Dazu wurde ihnen 15 Blätter – jedes Blatt enthielt Titel, Beschreibung und Bild zu einer Situation - vorgelegt, die sie sich eine Zeit lang durchsehen sollten. Danach gaben die Versuchspersonen mit einer von zwei modifizierten Versionen der Idealskala (siehe Kapitel 3) entweder Urteile zu ‚Getränkepräferenzen in Konsumsituationen‘ (Abbildung 2, oben rechts) oder zur ‚Situationseignung von Erfrischungsgetränken‘ (unten links) ab. In der Anleitung zur Idealskala wurde zudem erwähnt, dass angenommen werden soll, dass in allen Situationen jeweils alle Getränke zur Verfügung stehen würden.

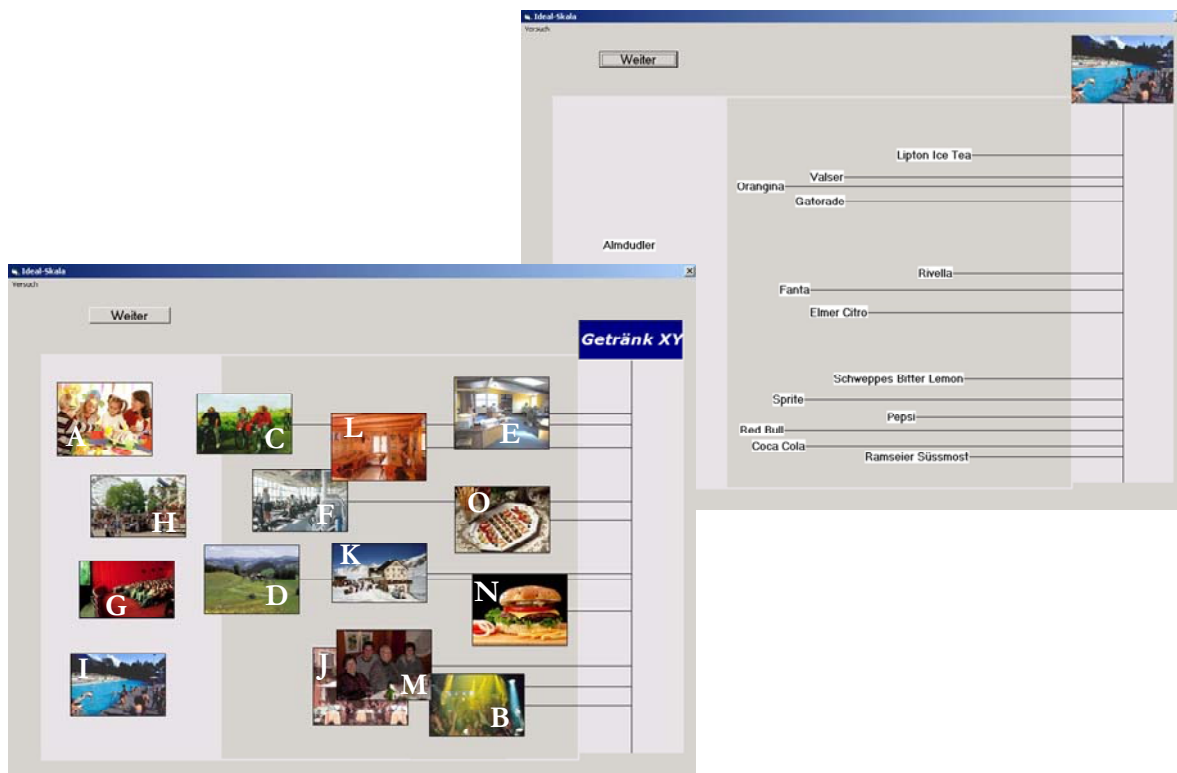


Abbildung 2: Die zwei verwendeten Varianten der Idealskala

Die zwei Varianten wurde gewählt, um zu testen, ob bei Abfrage von Getränkepräferenzen in Konsumsituationen ähnliche Positionen der Idealpunkte generiert werden wie bei Abfrage der Situationseignung von Erfrischungsgetränken, was theoretisch zu erwarten wäre.

## 3. Resultate

### 3.1. Individuelle Idealpunkte für die Konsumsituationen

Mit dem RobuPref-Verfahren (siehe Kapitel 8) wurden für alle Personen und für jede Situation Idealpunkte in die Karte des Getränkemarktes eingefügt, insgesamt also 480 (32 Personen \* 15 Situationen). Bei einigen der Situationen zeigte sich kein klarer Trend und die Idealpunkte wurden zum Teil wiederum in der Mitte positioniert. Doch bei vielen

Situationen zeigten sich systematische Verschiebungen. In Abbildung 3 sind für drei Situationen, die klar unterschiedliche Trends aufweisen, die Idealpunkte dargestellt.

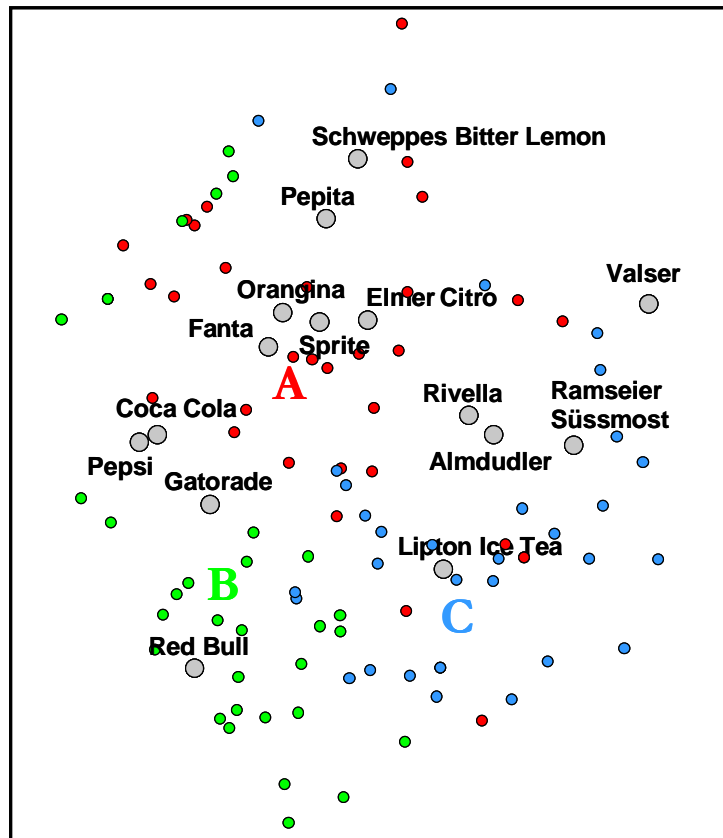


Abbildung 3: Individuelle Idealpunkte für drei Konsumsituationen

Bei Situation A (Kindergeburtstag) sammeln sich die Punkte grösstenteils im Bereich um *Fanta*, *Orangina* und *Elmer Citro* an, bei Situation B (Tanzen im Club) liegen viele im Bereich *Red Bull*, andere bei *Pepita* und *Schweppes Bitter Lemon*. In Situation C (Ausflug mit dem Fahrrad) scheinen die Getränke *Lipton Ice Tea*, *Ramseier Süssmost* und eventuell noch *Rivella* und *Almdudler* beliebt zu sein.

Zwar verteilen sich die Idealpunkte jeweils in einem relativ grossen Bereich, da ja auch nicht zu erwarten ist, dass alle Personen in einer Konsumsituation die gleichen Präferenzen zeigen. Doch können klare, situationsspezifische Tendenzen erkannt werden.

### 3.2. Schwerpunkte der Situationen

In einem weiteren Schritt wurden die Schwerpunkte für die Verteilung der individuellen Idealpunkte berechnet (separat für die zwei Bedingungen der Datenerhebung), um die für die jeweilige Konsumsituation typische Tendenz aufzuzeigen. In der Karte in Abbildung 4 sind die jeweils korrespondierenden Schwerpunkte für ‚Getränkepräferenzen in Konsumsituationen‘ (rote Punkte) und ‚Situationseignung von Erfrischungsgetränken‘ (grüne Punkte) mit einer Linie verbunden. Wie man sieht, sind die Schwerpunkte ziemlich gut über die Karte verteilt, d.h. je nach Situation wurden tatsächlich andere Getränke präferiert. Für die schon oben beschriebenen Situationen A, B und C liegen die

Schwerpunkte dort, wo man sie aufgrund der Verteilungen in Abbildung 3 erwarten kann. Aber auch die Positionierungen der anderen Situationen-Schwerpunkte sind gut interpretierbar. So sind zum Beispiel die Situationen G (Im Kino), H (Im Vergnügungspark) und N (Zu Fastfood) im Bereich von *Coca Cola*, *Pepsi*, *Fanta* und *Sprite* positioniert. Die Situationen D (Beim Wandern), L (In einer urchigen Beiz) und M (Zu Besuch bei den Grosseltern) kommen dagegen im Bereich von *Rivella*, *Almdudler* und *Ramseier Süssmost* zu liegen.

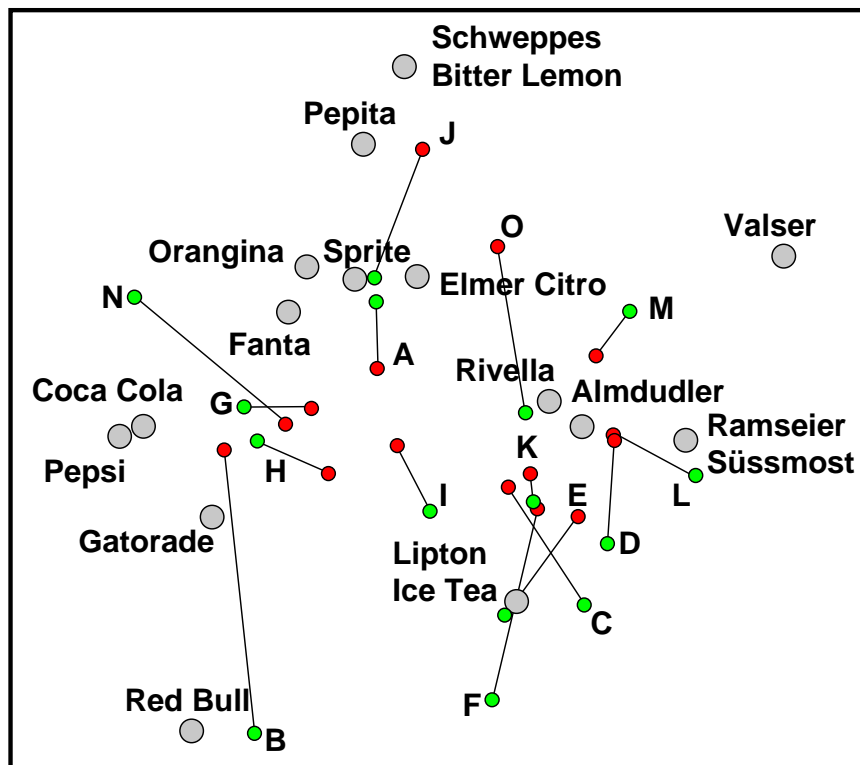


Abbildung 4: Schwerpunkte der Idealpunkte pro Situation, jeweils für beide Erhebungsarten

Beim Vergleich der beiden Erhebungsarten kann festgestellt werden, dass die korrespondierenden Schwerpunkte der Situationen zum grossen Teil im gleichen Bereich der Karte zu liegen kommen. Es gibt einige Paare mit grösseren Unterschieden (zum Beispiel für Situation B), doch ist die Berechnung eines Schwerpunktes über die Idealpunkte verschiedene Personen immer etwas problematisch und dient nur der Verdeutlichung von Tendenzen. Wie wir schon bei den individuellen Idealpunkten gesehen haben, haben einige Personen bei Situation B (Tanzen im Club) ihre Idealpunkte eher im oberen linken Bereich der Karte. Weil bei den 16 Personen, die Getränkepräferenzen in Konsumsituationen abgegeben haben, mehr Personen in diesem Bereich positioniert sind als bei den 16 Personen, die die Situationseignung von Erfrischungsgetränken bewertet haben, ist diese Verschiebung so zu erklären. Es ist zu erwarten, dass diese Unterschiede bei Erhebung grösserer Stichproben allgemein kleiner werden würden.

## 4. Diskussion

Die postulierten von der Konsumsituation abhängigen Verschiebungen bei den Idealpunkten konnten klar nachgewiesen werden. Wenn man nach situationsspezifischen Präferenzen und nicht nach der allgemeinen Präferenz fragt, kommen die Idealpunkte nicht mehr in Mitte der Erfrischungsgetränke zu liegen, sondern verteilen sich in interpretierbarer Weise in der Karte. Dies stärkt die Vermutung, dass die Positionierung der Idealpunkte in der Mitte bei der allgemeinen Präferenz eine Kompromisslösung zwischen situationsspezifischen Idealpunkten ist und deshalb nicht interpretiert werden kann.

Die Frage, ob die Teilnehmer dieser Studie die Getränke in realen Situationen auch entsprechend ihrer in diesem Versuch abgegebenen Präferenzen wählen würden, ist schwierig zu beantworten. Es kann durchaus sein, dass das Versuchssetting sie zu stärkerer Berücksichtigung situationaler Faktoren veranlasst hat, sie aber in realen Situationen stabilere Präferenzen zeigen würden. Doch die in dieser Studie dargestellten situationsspezifischen Tendenzen würden sich sicher – wenn vielleicht auch in abgeschwächter Form - in der Realität zeigen.

Die Anwendung der hier vorgestellten Daten bei der Positionierung von Produkten liegt nahe. So könnte man zum Beispiel abklären, mit welchen konsumspezifischen Situationen ein bestimmtes Produkt vor allem in Verbindung gebracht wird und Marketing-Massnahmen entsprechend ausrichten.

Die Idee von situationsspezifischen Idealpunkten ist nicht neu. Schon Carroll (1980) schlägt eine solche Anwendung von Idealpunkt-Modellen vor. Doch konnte mit der vorliegenden Studie – unseren Wissens erstmals - demonstriert werden, dass diese Idee auch sinnvoll realisiert werden kann, zumindest wenn zur Generierung des Idealpunkt-Modells das RobuPref-Verfahren zum Einsatz kommt. Dieses Verfahren scheint einerseits robust genug, um Idealpunkte interpretierbar zu positionieren, aber gleichzeitig auch sensibel genug, um solche situationsabhängige Tendenzen abbilden zu können.

Der Erfrischungsgetränke-Markt ist sicher nicht der einzige Markt, in dem kontextabhängige Präferenzen zu erwarten sind. Allgemein empfehlen wir die Verwendung eines *multiplen* Idealpunkt-Modells für die Produktpositionierung in situationsabhängigen Produktmärkten. Dies ist am einfachsten realisierbar mittels Erhebung von Präferenzen für jeweils klar definierte Situationen. Zwar gibt es mathematische Modelle für die Berechnung multipler Idealpunkte aufgrund allgemeiner Präferenzangaben - zum Beispiel von Lee, Sudhir und Steckel (2002) -, aber sind dies meist eher Konzeptvorschläge als für die reale Anwendung gedachte Algorithmen.

## 5. Literaturreferenzen

- Carroll, J. D. (1980). Models and methods for multidimensional analysis of preferential choice (or other dominance) data. In E.D.Lantermann & H.Feger (Eds.), *Similarity and Choice* (pp. 234-289). Bern: Hans Huber.
- Lee, J. K. H., Sudhir, K., & Steckel, J. H. (2002). A multiple ideal point model: capturing multiple preference effects from within an ideal point framework. *Journal of Marketing Research*, 39, 73-86.
- Ryf, S. & Läge, D. (2002). Eignen sich Ähnlichkeitsurteile zur Produktpositionierung? In E. van der Meer, H. Hagendorf, R. Beyer, F. Krüger, A. Nuthmann & S. Schulz (Hrsg.), *43. Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychologie* (S.428-429). Lengerich: Pabst.

## 6 Homogene und heterogene Daten – ein Vergleich der resultierenden NMDS-Karten am Beispiel des Radiomarktes

Bei Untersuchungen, in denen mittels Nonmetrischer Multidimensionaler Skalierung (NMDS) ein Strukturmodell eines Marktes erstellt werden soll, hat die Definition des Marktes – sowohl was die Angebote als auch die Zielgruppe betrifft – eine wesentliche Auswirkung auf die resultierenden NMDS-Karten. In dieser Studie soll anhand von zwei Datensätzen aus der Radioforschung demonstriert werden, wie sich Lösungen für heterogene und homogene Stichproben unterscheiden können und was dies für deren Interpretation bedeutet.

### 1. Beschreibung der verwendeten Datensätze

Die für diese Studie verwendeten Daten aus der Radioforschung wurde uns freundlicherweise vom Forschungsdienst der SRG SSR idée suisse zur Verfügung gestellt. Sie stammen aus so genannten Sound Check Erhebungen. Dabei werden in einer telefonischen Befragung einer für die Zielgruppe repräsentativen Stichprobe Ausschnitte aus 27 Musikstücken vorgespielt, die dann benotet (0-10) und bezüglich Burn Out (häufiger / gleich häufig / weniger häufig / gar nicht mehr hören) beurteilt werden.

Im Folgenden werden zwei Datensätze miteinander verglichen: Der eine stammt aus einer von DRS3 in Auftrag gegebenen Erhebung, der andere wurde für das romanische Radio (Radio Rumantsch) erhoben. Aufgrund der unterschiedlichen Ausrichtung der beiden Sender variiert die Spannbreite der Stichprobe und der untersuchten Lieder: Während Radio Rumantsch ein zwar rätoromanisch sprechendes, bezüglich Alter aber sehr breites Publikum ansprechen will, liegt die Zielgruppe von DRS3 im nicht mehr ganz jungen bis mittleren Alter. Die Auswahl der zu bewertenden Lieder ist dementsprechend bei Radio Rumantsch heterogener als bei DRS3, da für alle Teile des Zielpublikums ansprechende Lieder dabei sein sollen. Zusätzlich zu den bei DRS3 verwendeten Pop- und Rock-Songs sind also auch volkstümliche und klassische Lieder in der Zusammenstellung vertreten.

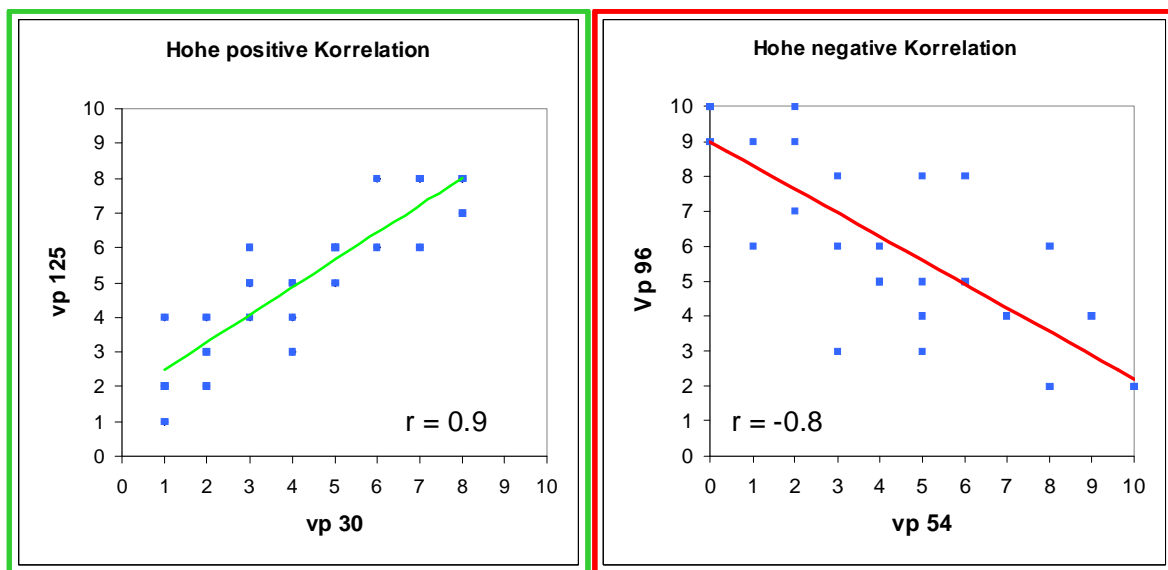
Die Daten für DRS3 wurden im Sommer 2002 bei 100 Personen im Alter von 26 bis 50 Jahren, diejenigen für Radio Rumantsch 1997 bei 150 rätoromanisch sprechenden Personen im Alter von 15 bis 85 Jahren erhoben (entsprechend der jeweiligen Zielgruppe).

### 2. Verfahren zur Erstellung der Radiomarkt-Karten

Die beiden Datensätze liegen in Form einer rechteckigen Tabelle vor, mit den Noten von 0 bis 10 spaltenweise für die untersuchten Lieder und zeilenweise für die befragten

Personen. Für die Analyse dieser Daten wird das RobuPref-Verfahren verwendet, dass von Ryf und Läge (siehe Kapitel 8) entwickelt wurde und dort genau beschrieben wird. Hier soll nur die Grundidee des Verfahrens vermittelt werden.

Diese besteht darin, Personen aufgrund ihrer Präferenzen in einer NMDS-Karte so zu positionieren, dass Personen mit ähnlichen Präferenzen nahe beieinander, Personen mit gegensätzlichen Vorlieben dagegen weit auseinander liegen. Um dies zu erreichen, werden die Präferenzen (in diesem Fall die Noten von 0 bis 10) von Personenpaaren korreliert, wie es in Abbildung 1 für zwei Paare dargestellt ist: links die Präferenzdaten von zwei Personen, die hoch positiv korrelieren, rechts ein Personenpaar, das bezüglich Musikgeschmack sehr unterschiedlicher Meinung ist.



**Abbildung 1: Korrelation der Noten zu den Liedern für zwei Personenpaare**

Werden diese Korrelationen für alle Personenpaare berechnet, können diese Werte mittels Nonmetrischer Multidimensionaler Skalierung möglichst gut in zwei Dimensionen abgebildet werden. In der resultierenden Karte (Abbildung 2) sollten die beiden Personen mit der negativen Korrelation weit auseinander liegen (roter Pfeil), das Personenpaar mit den ähnlichen Präferenzen dagegen nahe zusammen (grüner Pfeil). Diese Karte kann als Hörerkarte bezeichnet werden, in der die Personen aufgrund ihrer Musikpräferenzen positioniert sind.

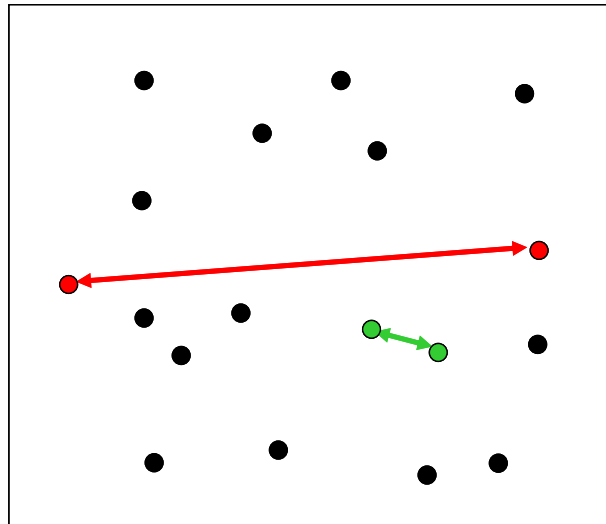


Abbildung 2: Positionierung der Personen in der Hörerkarte aufgrund der Korrelation der Präferenzen

In einem weiteren Schritt können jetzt die Musikstücke aufgrund der abgegebenen Noten in der Hörerkarte positioniert werden, so dass eine gemeinsame Karte von Hörern und Musikstücken entsteht, die die visuelle Analyse des Musikbereichs erlaubt. Das Prinzip der Positionierung ist in Abbildung 3 für zwei Lieder aus einem anderen Datensatz verdeutlicht: Während der Song von den Backstreet Boys eher von Personen gemocht wird, die in der Hörerkarte links liegen, wird der Song von Nickelback von anderen Leuten hoch bewertet. Dementsprechend ist die Positionierung der Lieder.

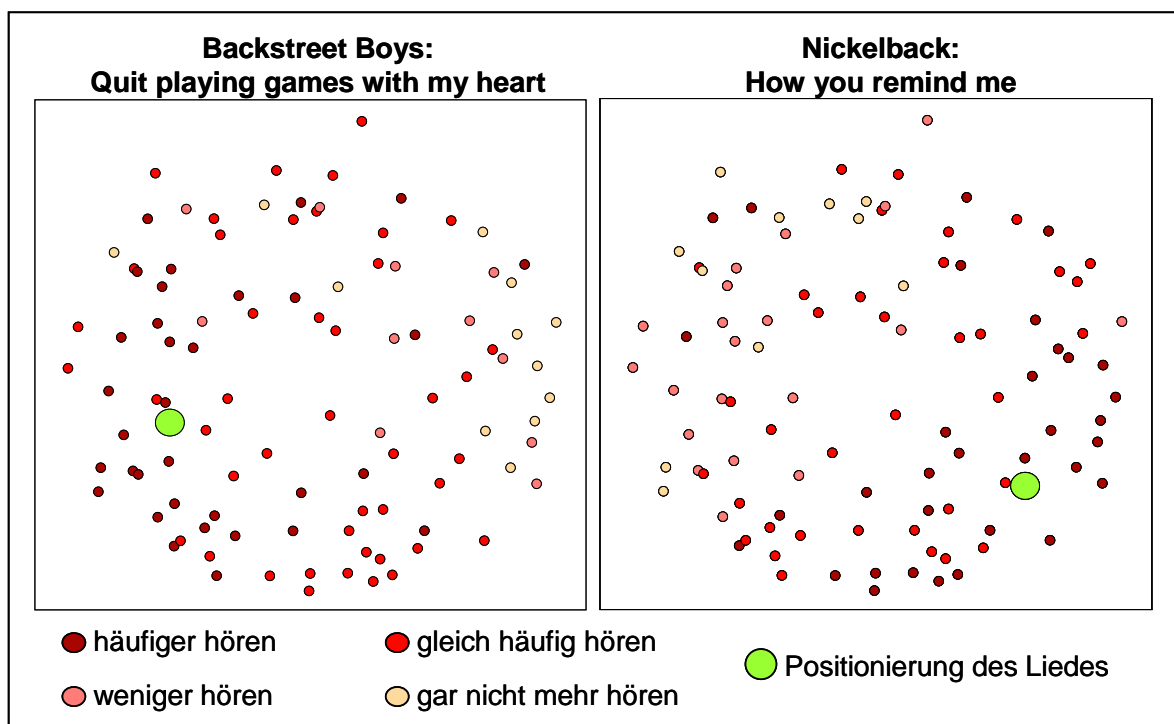


Abbildung 4: Zwei Beispiele für die Positionierung von Liedern in Hörerkarten

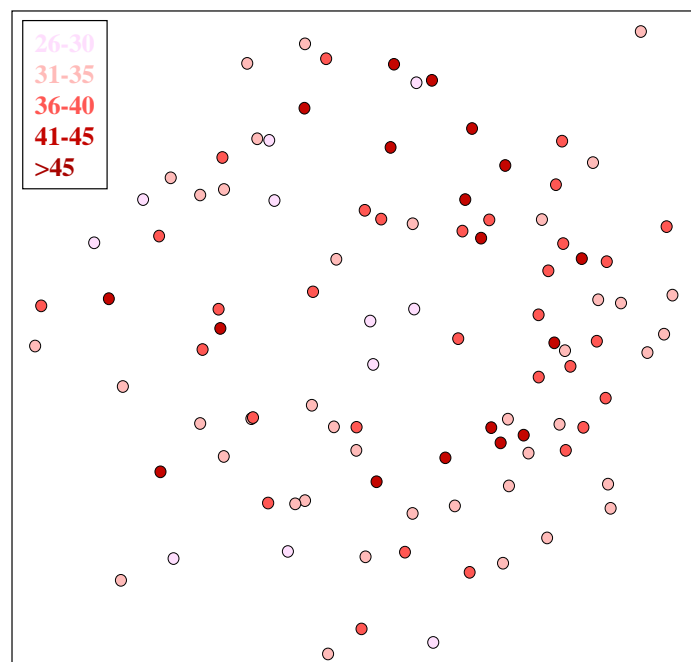


Die Ergebnisse des RobuPref-Verfahrens sollen im Folgenden für die beiden Datensätze getrennt vorgestellt werden<sup>1</sup>.

### 3. Homogene Daten: Hörerkarte DRS3

Die Hörerkarte für die DRS3-Daten ist in Abbildung 5 dargestellt. Mittels verschiedener Rotstufen wird zusätzlich die Altersverteilung in der Karte sichtbar gemacht.

Wie man sieht, sind die Personen relativ gleichmässig in der Karte verteilt. Tendenziell scheinen die Personen auf der rechten Seite etwas älter zu sein, doch eine deutliche Altersverteilung ist nicht erkennbar. Zur Segmentierung der Zielgruppe scheint diese Hörerkarte allein nicht viel beizutragen. Zur weiteren Interpretation werden die in der Karte positionierten Lieder benötigt.



**Abbildung 5: DRS3-Hörerkarte mit Altersverteilung**

Die mit dem RobuPref-Verfahren erstellten Karten mit Personen und Liedern wurden verschiedenen Musik-Experten zur Interpretation vorgelegt<sup>2</sup>. Die Experten konnten die Karten sinnvoll interpretieren und Lieder bestimmten Musikkategorien zuordnen. Ein Beispiel einer solchen Interpretation ist in Abbildung 6 wiedergegeben<sup>3</sup>. Die Personen, die in der Hörerkarte in den bezeichneten Bereichen liegen, bevorzugen jeweils die

<sup>1</sup> Für eine ausführlichere Darstellung, unter Einbezug weiterer Datensätze und Behandlung spezifischer Probleme, wird auf Knapp (2003) verwiesen.

<sup>2</sup> Die Experten hatten bei der Interpretation neben den Informationen zu Liedtitel und Name der Interpreten auch die Möglichkeit, sich die Ausschnitte zu den Liedern anzuhören.

<sup>3</sup> Aus Gründen der Übersichtlichkeit sind nur die Positionen der Lieder wiedergegeben. Um dem Leser die Interpretation der Karte zu erleichtern, sind zudem die Namen der Interpreten an Stelle der Songtitel eingetragen.

entsprechende Art von Musik. Falls gewünscht, könnte man jetzt also spezielle Sendeformate des Radiosenders auf diese Untersegmente der Zielgruppe ausrichten.

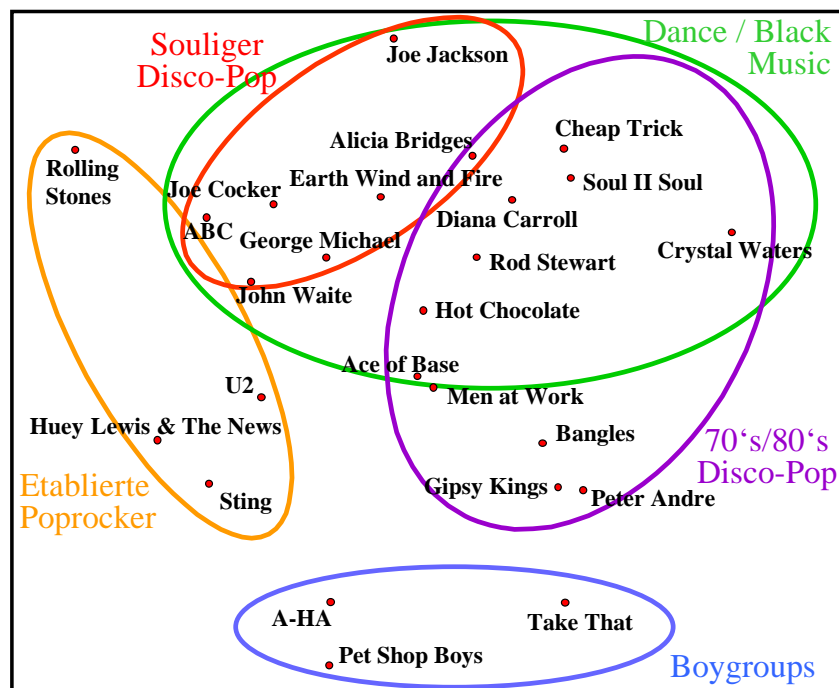


Abbildung 6: Interpretation der Lieder-Positionen in der DRS3-Hörerkarte

#### 4. Heterogene Daten: Hörerkarte Radio Rumantsch

Bei der Karte der Radio-Rumantsch-Daten (Abbildung 7) zeigt sich eine deutliche Segmentierung nach Alter, viel ausgeprägter als dies bei der DRS3-Karte der Fall war.

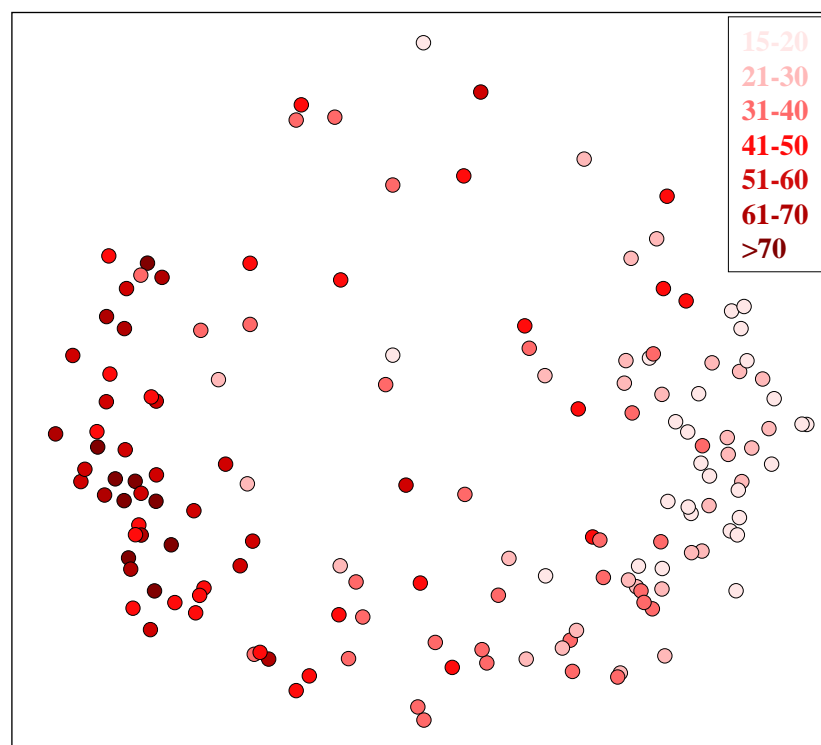


Abbildung 7: Radio-Rumantsch-Hörerkarte mit Altersverteilung

Während alle Personen über 50 Jahre auf der linken Seite der Karte positioniert sind, liegen die meisten Personen unter 30 Jahren auf der rechten Seite. Auffallend viele Personen zwischen 30 und 50 befinden sich in der Mitte der Karte. Das Alter scheint also in diesem Fall der wichtigste Faktor bei der Positionierung in der Hörerkarte zu sein, wobei die Spaltung im Musikgeschmack in der untersuchten Stichprobe im Bereich von 40 Jahren liegt.

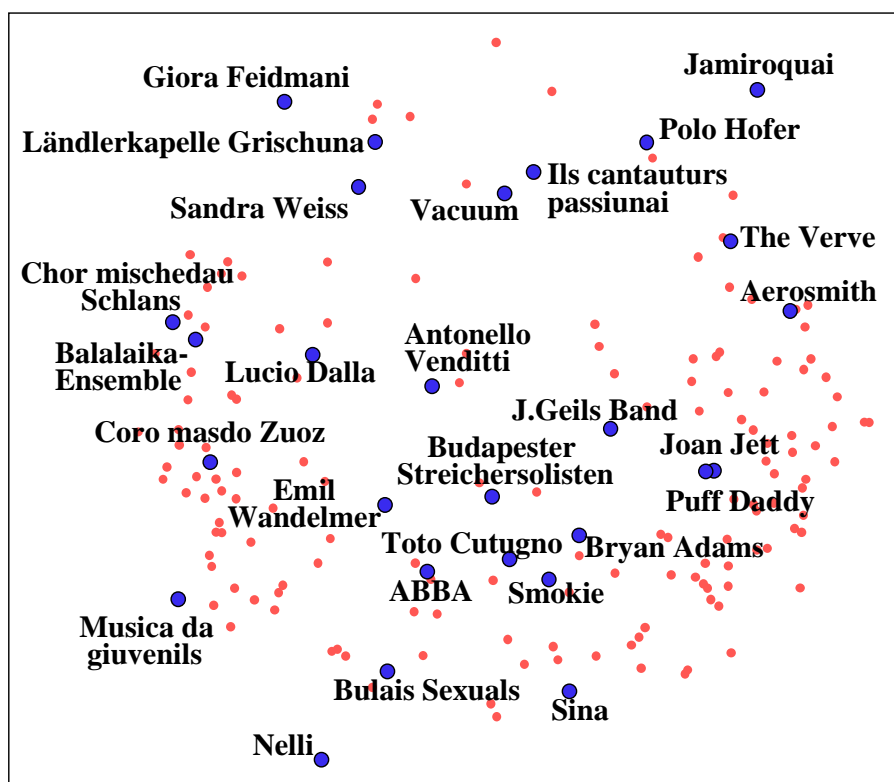


Abbildung 8: Lieder-Positionen in der Radio-Rumantsch-Hörerkarte

Bei der Positionierung der Lieder in der Radio-Rumantsch-Hörerkarte (Abbildung 8)<sup>4</sup> sind nicht unbedingt Musik-Experten zur Interpretation erforderlich, da sich ein klares Bild zeigt: Ländlerkappeln und Chöre auf die rechte Seite zu den älteren Personen, Rap und Rock auf die linke zu den jüngeren. Dazwischen liegen einige Lieder, die wahrscheinlich Personen aus verschiedenen Altersgruppen ansprechen, zum Beispiel ein Song von ABBA und klassische Musik.

## 5. Schlussfolgerungen

Bei den Daten aus der Radio Rumantsch-Erhebung (breite Stichprobe, Lieder aus verschiedensten Sparten) zeigen sich zwei Hauptzielgruppen, die sich vor allem bezüglich Alter der Personen unterscheiden. Bei der DRS 3-Erhebung dagegen (homogenere Stichprobe und Liederauswahl) war die Zuordnung zu Untergruppen weniger deutlich. Trotzdem liess sich die Karte sinnvoll interpretieren und die Einteilung nach Untergruppen

<sup>4</sup> Wiederum sind aus Gründen der leichteren Interpretierbarkeit der Karte die Namen der Interpreten an Stelle der Songtitel eingetragen.

ergab differenziertere Aussagen, als dies bei der naheliegenden Segmentierung nach Alter bei den Radio-Rumantsch-Daten der Fall war.

Bei einer Ausrichtung des Radio-Rumantsch-Programms auf eine Altersgruppe des breit definierten Zielpublikums (z.B. über oder unter 40 Jahre) ist nicht zu erwarten, dass auch das jeweils andere Hörersegment ‚dran‘ bleiben wird. Dazu ist die Segmentierung in der Hörerkarte zu deutlich. Mit den Sendeformaten im Radio Rumantsch sollte man entweder die eine oder andere Altersgruppe ansprechen<sup>5</sup>. Bei DRS3 dagegen ist eine Ausrichtung der Formate auf ein Untersegment möglich, ohne dass gleich der ganze Rest des Zielpublikums um- oder abschaltet.

Natürlich wäre es denkbar, die Daten der Radio-Rumantsch-Studie getrennt für Personen über und unter 40 Jahre auszuwerten. Doch weil die Zusammenstellung der Lieder auf ein breites Publikum ausgerichtet war, würden die Korrelationen zwischen den Personen in den zwei Subsegmenten jeweils in einem relativ engen positiven Bereich liegen, und die Unterschiede in den Korrelationen wären nicht mehr besonders aussagekräftig. Die Reduktion des Liedersets auf die jeweils für das Subsegment passenden Lieder könnte eine Lösung sein. Doch damit ist eine Reduktion der Basis für die Berechnung der Korrelationen verbunden und zudem wurde die Breite der Bewertungen sicher auch von den für die jeweilige Untergruppe unpassenden Lieder beeinflusst – beides Faktoren, die die Qualität der für die Subsegmente resultierenden Karten negativ beeinflussen. Zudem fließen so mit viel Aufwand erhobene Präferenzwerte – für jedes Lied wurde ja bei der Telefonbefragung ein 20 Sekunden langer Ausschnitt vorgespielt – nicht mehr in die Analyse ein.

Was für allgemeine Schlussfolgerungen können aus dieser Studie für die Anwendung der NMDS auch für andere Märkte gezogen werden? Es konnte gezeigt werden, wie die Definition des Zielpublikums und damit die Abgrenzung des Marktes einen entscheidenden Einfluss auf die resultierenden Karten hat. Wird der Markt sehr breit definiert, ist die Stichprobe heterogener, was die Gefahr erhöht, dass ein starker, vielfach offensichtlicher Faktor (in diesem Beispiel das Alter) die resultierende Lösung bestimmt. Bei einer engeren Definition des Marktes und damit einer homogenen Stichprobe mit einer ihr angepassten Zusammenstellung der zu bewertenden Objekte ist die Chance höher, versteckte, weniger offensichtliche Dimensionen und feine Facetten zu entdecken. Diese Unterscheidung sollte bei der Planung einer Befragung, deren Ergebnisse mit NMDS analysiert werden soll, berücksichtigt und je nach Marktbereich und Fragestellung die richtige Entscheidung bei der Abgrenzung des Marktes getroffen werden.

---

<sup>5</sup> Sofern es sich natürlich um Formate mit hohem Musikanteil, und nicht um Informationssendungen handelt.

## 6. Literaturreferenzen

Knapp, R. (2003). *Ein auf Präferenzdaten basierendes Konsumentenmodell für den Musikmarkt*. Lizentiatsarbeit am Psychologischen Institut der Universität Zürich.

## 7 Verfahren zur Erstellung von Idealpunkt-Modellen und Joint Space Maps – Ein Überblick

In der Geschichte der Multidimensionalen Skalierung wurden immer ausgefeiltere Algorithmen entwickelt, um die Abbildung der Relationen eines Sets von Stimuli in einer definierten Anzahl von Dimensionen zu optimieren. Daneben gibt es aber auch einen Entwicklungsstrang, der sich mit der Darstellung von zwei verschiedenen Sets von Objekten (in der Marktpsychologie traditionellerweise die Angebote und die Konsumenten) innerhalb des gleichen geometrischen Raumes beschäftigt, so genannten Idealpunkt-Modellen oder Joint Space Maps. Die für diesen Zweck entwickelten Verfahren können unter dem Oberbegriff Unfolding zusammengefasst werden.

Die ursprüngliche Idee des Unfoldings geht auf Coombs (1950, 1964) zurück, der sie für den eindimensionalen Fall entwickelte und populär machte. Später wurde sie auf mehrdimensionale Modelle übertragen (Bennett & Hayes, 1960; Hayes & Bennett, 1961). Aber es zeigte sich bald, dass die Anwendung der Unfolding-Analyse nicht immer die gewünschten Resultate erbrachte. Aufgrund dieser Problematik wurden immer wieder neue Algorithmen entwickelt oder bestehende modifiziert. Parallel dazu wurden Ideen entwickelt, wie man über andere Wege Joint Space Maps erstellen kann.

Im Folgenden soll die Idee der Unfolding-Analyse und der Joint Space Maps kurz dargestellt werden. Danach werden die Probleme des ‚klassischen‘ internen Unfoldings und einige Lösungsansätze dargestellt. Schliesslich werden alternative Methoden zur Erstellung von Joint Space Maps präsentiert und jeweils kurz deren Vor- und Nachteile erläutert.

### 1. Grundlagen des Unfoldings

#### 1.1. Die Idee des Unfoldings

Die grundlegende Idee des Unfoldings soll an einem Beispiel für den eindimensionalen Fall dargestellt werden:

Angenommen man hätte fünf mit Kaffee gefüllte Tassen A, B, C, D und E. Man bittet nun eine Person die fünf Tassen zu probieren und für die Tassen eine Präferenzrangordnung (I-1)<sup>1</sup> anzugeben. Dasselbe macht man nun auch für eine zweite Person, die aber eine völlig andere Präferenzrangordnung angibt (I-2). Wenn man davon ausgeht, dass sich der Kaffee in den fünf Tassen in einem wesentlichen Kriterium unterscheidet, müssen diese beiden Personen offenbar ziemlich entgegen gesetzte Ansichten bezüglich der optimalen Ausprägung dieses Kriteriums haben. Weiter kann man folgern, dass die von beiden durchschnittlich bewertete Tasse C irgendwo in der Mitte dieser beiden Ideale, die

---

<sup>1</sup> Nach Coombs (1950), der den Begriff I-Skalen für Präferenzrangordnungen einführte.

Tassen A und B bzw. D und E in der Nähe jeweils eines Ideales liegen müssen. Wie in Abbildung 1 illustriert, lassen sich so auf der relevanten Dimension sowohl die Idealpunkte der beiden Personen wie auch diejenigen der Kaffeetassen abschätzen. Wenn man jetzt noch Wissen über die angebotenen Tassen hat (z.B. das sie sich nur in der Menge des beigefügten Zuckers unterschieden), kann man diese Dimension auch inhaltlich interpretieren. Man sieht, wie viel Zucker in den einzelnen Tassen war und welche Menge von Zucker die beiden Personen im Kaffee bevorzugen. Allein aufgrund der Präferenzrangfolge I-1 hätte man zum Beispiel nicht sagen können, ob Tasse C von der Person nicht so hoch präferiert wird, weil zu wenig oder zu viel Zucker drin ist.

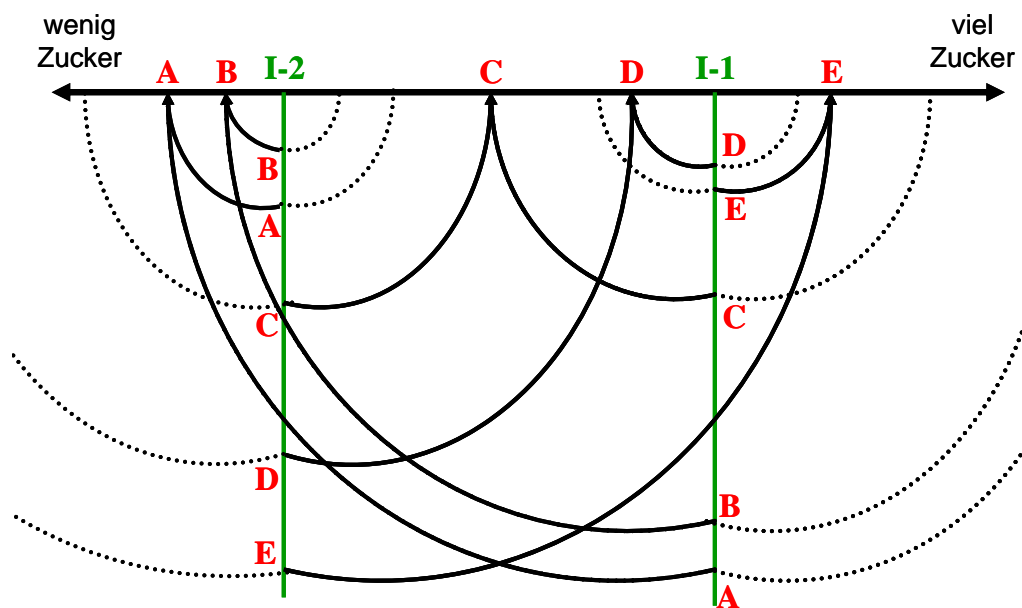


Abbildung 1: Unfolding für die Dimension ‚Zuckergehalt im Kaffee‘

Eine echte Unfolding-Analyse basiert natürlich auf Präferenzdaten von mehr als nur zwei Personen, und die Positionen werden aufgrund eines komplexen mathematischen Verfahrens berechnet. Doch das Prinzip ist dasselbe: weil mehrere Personen mit unterschiedlichen Präferenzen in die Analyse eingehen, können sowohl die Positionen der bewerteten Objekte (z.B. Produkte) als auch die Idealpunkte, die die für die jeweilige Person ideale Ausprägung darstellen, berechnet werden.

Schliesslich sollte eine Konfiguration resultieren, in der die Distanzen der Idealpunkte zu den Angeboten möglichst gut den abgegebenen Präferenzen entsprechen. Natürlich ist die resultierende Konfiguration wie bei einer ‚normalen‘ Multidimensionalen Skalierung keine perfekte Abbildung der Relationen der Konsumenten zu den Produkten, aber im Idealfall eine möglichst optimale.

Die hier beschriebene Analyse für eine Dimension lässt sich auf zwei oder mehr Dimensionen erweitern. Dies ist immer dann nötig, wenn für die Bewertung der Produkte eines Marktbereiches mehrere Kriterien wichtig sind, wie es meistens der Fall ist.

### *1.2. Datenbasis*

Während bei der traditionellen Multidimensionalen Skalierung eine Dreiecksmatrix mit Werten, die jeweils für die Ähnlichkeit (oder Unterschiedlichkeit) eines Paares aus einem Set von Stimuli stehen, als Datenbasis dient (so genannte Two-Way One-Mode Daten – 2W1M, quadratische Matrix), ist die Grundlage dieser Verfahren eine Tabelle mit Werten, die jeweils für die Relation eines Mitglieds eines Sets (z.B. den Angeboten) zum einem Mitglied des anderen Sets (meist den Personen) stehen (so genannte Two-Way Two-Mode Daten – 2W2M, rechteckige Matrix)<sup>2</sup>.

Im Folgenden dient als exemplarische Datenbasis ein Tabelle mit Präferenzwerten bzw. Präferenzrangfolgen, die eine Gruppe von Personen zu einem Set von Angeboten abgegeben hat, so wie es die ursprüngliche Idee der Unfolding-Analyse war. Es soll hier aber auch explizit erwähnt werden, dass die vorgestellten Verfahren nicht nur für Präferenzdaten verwendet werden können, sondern für verschiedenste Arten von 2W2M-Daten, zum Beispiel auch für Bewertungen von Marken auf einer Liste von Attributen oder für gemittelte Präferenzen in verschiedenen Kontexten. Je nach Erhebungsart muss man sich aber genau überlegen, wie die Daten vor der Analyse aufbereitet und transformiert werden müssen. Ausführungen dazu finden sich bei Dillon, Frederic und Tangpanichdee (1985), die eine sehr ausführliche und gute Darstellung der Problematik im Bereich der Marktforschung geben.

### *1.3. Interpretation der resultierende Darstellungen*

Die aus dem Unfolding resultierenden geometrischen Konfigurationen nennt man Idealpunkt-Modelle oder auch Joint Space Maps (im Falle von zweidimensionalen Lösungen). In Abbildung 2 sehen wir ein Beispiel für solch ein Idealpunkt-Modell (erstellt mit dem RobuPref-Verfahren, siehe Kapitel 8), basierend auf Präferenzen, die 30 Personen zu 17 präsentierten Ferienangeboten abgaben (weitere Erläuterungen zu den Daten in Kapitel 8). Die Positionen dieser Ferienangebote im zweidimensionalen Raum sind mit Quadraten markiert. Man sieht, dass sich ähnliche Urlaubsangebote wie zum Beispiel ‚Trampen in Australien‘ oder ‚Backpacker Indien‘ oder ‚Wellness in Saas Fee‘ und ‚Kulturreise Salzburg / Wien‘ in den gleiche Gebieten der Karten positionieren, so wie es bei einer Multidimensionalen Skalierung von Ähnlichkeitsurteilen auch der Fall wäre. Zusätzlich sind in der Karte als Punkte die Positionen markiert, wo aufgrund der Analyse das jeweilige ideale Ferienangebot einer Person platziert sein sollte – die Idealpunkte. Je weiter weg ein Angebot vom Idealpunkt einer Person ist, desto weniger wahrscheinlich würde sie dieses Angebot wählen.

---

<sup>2</sup> Diese Tabelle kann technisch gesehen auch als Ausschnitt einer grösseren Dreiecksmatrix betrachtet werden, in der beide Sets enthalten sind, die Within-Set-Werte aber fehlen.



Diese Karte kann nun weiter interpretiert werden, indem man sie mit Informationen anreichert, die über die Angebote oder die Personen zur Verfügung stehen. Mit den Informationen aus den Angeboten könnte man die Dimensionen der Karte zum Beispiel so interpretieren, dass links eher die organisierten und rechts eher die individuell gestalteten Angebote liegen. Oben befinden sich eher Angebote, die mit Städten, Kultur oder speziellen Aktivitäten zu tun haben, während im unteren Bereich der Karte eher Angebote platziert sind, bei denen das Naturerlebnis zentral ist. Auf der Seite der Personen kann man zum Beispiel nachweisen, dass die Idealpunkte in der Nähe der Angebote ‚Wellness in Saas Fee‘ und ‚Kulturreise Salzburg / Wien‘ im Durchschnitt deutlich älter sind als der Rest der untersuchten Stichprobe.

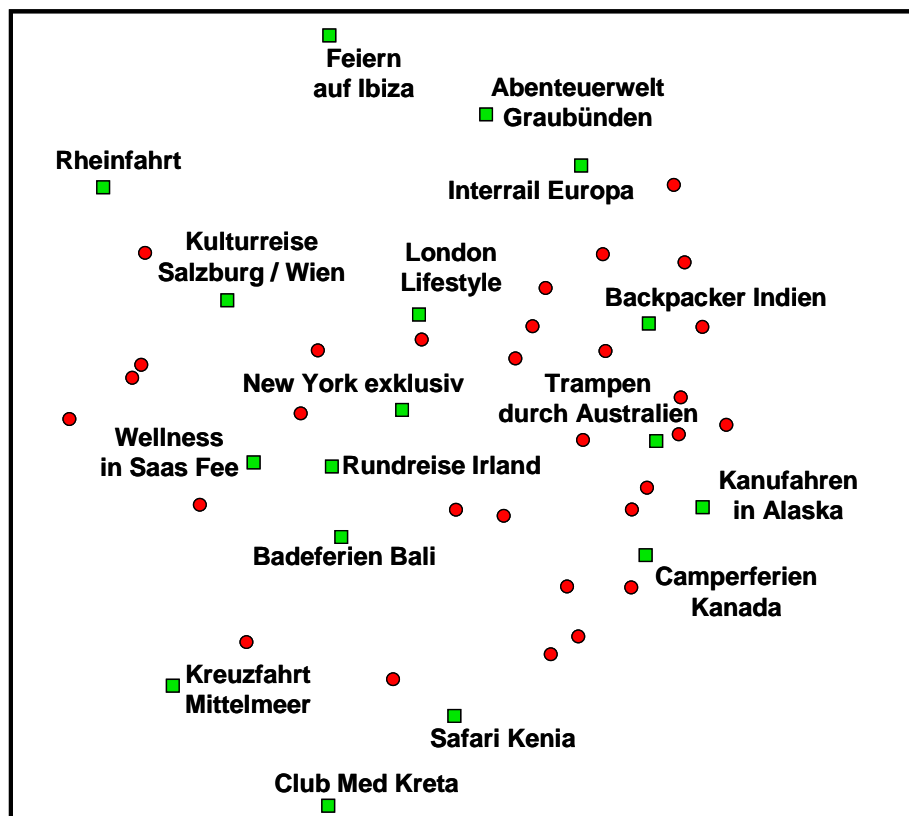


Abbildung 2: Ein gut interpretierbares Idealpunkt-Modell für den Urlaubsmarkt

Diese Interpretationen können rein subjektiv gemacht werden, sie können aber auch durch zusätzliche Verfahren wie Clusteranalyse oder Property Fitting unterstützt werden. Zusätzlich lassen sich mit geeigneten Tools die Punkte in der Karte nach bestimmten Eigenschaften der Personen oder Angebote einfärben, um so die visuelle und intuitive Interpretation zu unterstützen.

Idealpunkt-Modelle stellen die Positionierung von Angeboten und die Verteilung der Konsumenten in einem Markt dar. Doch lässt sich diese Darstellung nur dann intuitiv interpretieren, wenn auch wirklich eine sinnvolle Verteilung in der Karte vorhanden ist. Doch gerade damit hat das ‚klassische‘ interne Unfolding seine Probleme. Das ist auch der Grund, weshalb die Joint Space Map in Abbildung 2 nicht mit dieser Methode, sondern mit einer alternativen Methode (siehe Abschnitt ‚Alternative Methoden‘ und

Kapitel 8) erstellt wurde. Im folgenden Abschnitt sollen die Problematik beim internen Unfolding und ein paar Lösungsansätze vorgestellt werden.

## 2. Problematik des internen Unfoldings

Das interne Unfolding ist eigentlich der ‚Königsweg‘ des Unfoldings. Bei diesen Algorithmen werden die Positionen der Punkte und die Idealpunkte der Personen parallel bestimmt. Doch ist dies mathematisch alles andere als einfach zu lösen (Borg & Groenen, 2005).

### 2.1. Degenerierte Lösungen

Das grundlegende Problem bei internem Unfolding ist, dass sehr häufig Lösungen produziert werden, die zwar das mathematische Zielkriterium optimal erfüllen, dies aber durch Minimierung der Abstände zwischen den Objekten eines Sets erzielt wird. Um dies zu illustrieren, wurde mit den gleichen Daten wie im vorherigen Beispiel mit den Urlaubsangeboten eine interne Unfolding-Analyse durchgeführt. Wie in Abbildung 3 zu sehen ist, ist die daraus resultierende Lösung kaum zu interpretieren, da sich die meisten Idealpunkte in der Mitte ansammeln und die Angebote auf einem Kreis um die Idealpunkte angeordnet sind. So lässt sich nur schwer sagen, welche Person welches Angebot vorziehen würde. Bezüglich der Übereinstimmung der Distanzen zwischen Angeboten und Idealpunkten der Personen mit den Präferenzdaten ist die Lösung annähernd gleich gut wie diejenigen aus anderen Verfahren (siehe auch Kapitel 8), doch einer intuitiven Interpretation ist sie nicht zugänglich.

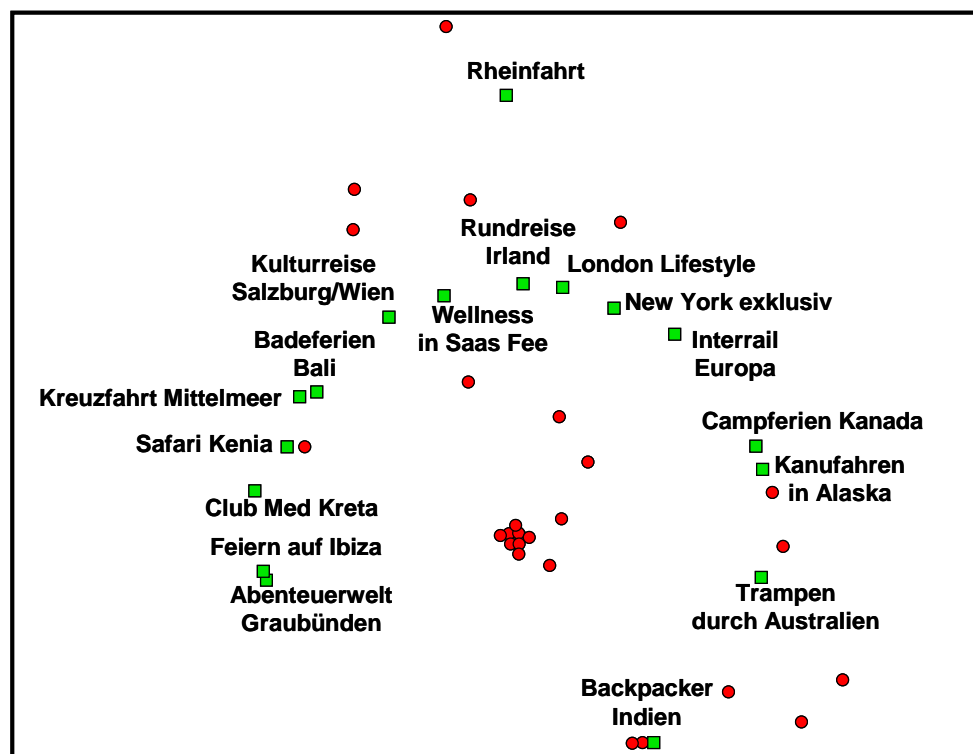


Abbildung 3: Die degenerierte Lösung einer internen Unfolding-Analyse

Solche degenerierte Lösungen kommen sehr häufig bei realen Daten vor und sind zum Teil noch stärker ausgeprägt als im obigen Beispiel.

Dieses Problem ist schon lange bekannt, und seit den Anfängen des Unfoldings wurden immer wieder neue oder modifizierte Algorithmen entwickelt. Aber auch in aktuellen Arbeiten (z.B. Busing, Groenen & Heiser, 2005) wird festgestellt, dass die Anstrengungen bezüglich der Überwindung der Degenerationen beim Unfolding bis jetzt kaum von Erfolg gekrönt waren.

Schon Carroll stellte (1972) fest, dass der von Kruskal & Carroll (1968) verfolgte Lösungsansatz zwar gut mit künstlichen Daten klappt, er aber „... bis jetzt bei realen Daten nicht vollständig befriedigend funktioniert [has so far performed less than full satisfactory with real data]“. Oft funktionieren die Algorithmen bei der Wiederherstellung einer geometrischen Konfiguration zweier Sets von Punkten sehr gut. Auch beim oft zitierten Delbeke-Datensatz für Familienkonstellationen (Delbeke, 1968) funktionieren die Verfahren noch brauchbar. Die Versuchspersonen gaben dabei für insgesamt 16 Familienkonstellationen (von ‚keine Kinder‘ über ‚3 Töchter‘ oder ‚3 Söhne‘ bis ‚3 Töchter und 3 Söhne‘) die persönliche Präferenz ab. Der so erhaltene Datensatz hat mit den realen Datensätzen zum Beispiel in der Marktforschung natürlich kaum etwas gemein. Implizit sind eigentlich ja schon zwei Dimensionen vorgegeben, nämlich zum einen die Anzahl der Töchter, und zum anderen die Anzahl der Söhne, auf denen sich die beurteilten Stimuli bzw. Konstellationen gleichmässig verteilen. Das ist sicher der Hauptgrund, wieso sich zumindest für diesen Datensatz einigermaßen gut interpretierbare Lösungen für verschiedene Unfolding-Verfahren zeigen.

Gemäss Kim, Rangaswamy und DeSarbo (1999) sind die genauen Ursachen der Degeneration unbekannt. Busing, Heiser und Groenen (2005) vermuten, dass die degenerierte Lösungen verursacht werden, weil es sowohl das Ordinal- als auch das Intervall-Messniveau nicht erlauben, die Daten durch eine Transformation auf den gleichen Intercept-Wert anzugleichen. Dies wäre aber Voraussetzung bei den mathematischen Modellen, die eine additive Konstante annehmen.

Van Deun, Groenen, Heiser, Busing, & Delbeke (2005) dagegen weisen darauf hin (und demonstrieren es unter anderem wiederum am Delbeke-Datensatz), dass degenerierte Unfolding-Lösungen an sich ja nicht falsch sind und sie mit den geeigneten Methoden auch interpretiert werden können. Doch entfernen sie sich mit ihrem ziemlich komplizierten Analyse-Ansatz weit von der zentralen Idee der Joint Space Maps, der intuitiven Interpretation und der übersichtlichen Darstellung von komplexen Datensätzen.

## *2.2. Lösungsansätze*

Im Laufe der Zeit gab es viele Lösungsansätze für das interne Unfolding, von denen einige im Folgenden kurz vorgestellt werden sollen:

Heiser (1981) implementierte in seinem SMACOF-Algorithmus Restriktionen bei der Konfiguration des Joint Space, insofern ein Stimulus (bzw. Angebot) beim Zentroid der Idealpunkte derjenigen Personen platziert wurde, die ihn am höchsten präferiert hatten (bzw. bei denen er zu den  $n$  höchsten Präferenzen gehörte).

In eine ähnliche Richtung, aber mit einem anderen mathematischen Ansatz gehen DeSarbo und Rao (1984, 1986) und DeSarbo und Carroll (1985). Sie schlagen ein Gewichtungsalgorithmus vor, der in GENFOLD3 implementiert ist. Standardmässig ist die Gewichtung für die am meisten präferierten Angebote am höchsten. Die Gewichtung kann aber auch angepasst werden, z.B. auf eine bimodale Verteilung, so dass auch die abgelehnten Angebote höher gewichtet werden. Bei diesem Modell stellt sich natürlich das Problem, wie man bei einem gegebenen Datensatz die am besten geeignete Gewichtungsverteilung bestimmt werden soll. Einen Vorschlag, wie man solche Verteilungen für verschiedene Marktbereiche abschätzen könnte, machen Ruggle, Ryf & Läge (2006). Sie weisen auch nach, dass die Präferenzstabilität je nach untersuchtem Bereich unterschiedlich sein kann für gut, neutral und schlecht bewertete Produkte.

Aktuell werden weitere, zum Teil viel versprechende Ansätze diskutiert (Busing et al., 2005; Kim, Rangaswamy & DeSarbo, 1999), bei denen gemischte Konfigurationen vom Algorithmus erzwungen werden, indem geringe Varianz ‚bestraft‘ oder die Varianzen innerhalb der beiden Sets im gleichen Bereich gehalten werden. Doch muss sich noch zeigen, ob diese modifizierten Verfahren bei realen Daten zuverlässig nicht-degenerierte Lösungen liefern werden.

### 3. Alternative Methoden

Wegen den Problemen beim Erstellen von Idealpunkt-Modellen und Joint Space Maps bei realen Daten mit dem klassischen Unfolding, bei dem die Konfigurationen für die beiden Sets (Angebote und Idealpunkte der Konsumenten) gleichzeitig erstellt werden, gab es natürlich auch Versuche, auf anderem, weniger direkten Wege zum Ziel zu gelangen. Im Folgenden sollen die wichtigsten alternativen Verfahren zum Erstellen von Joint Space Maps kurz vorgestellt werden.

#### 3.1. Externe Unfolding-Analyse

##### *Punktregression*

Um die Probleme mit degenerierten Lösungen zu umgehen, geht die externe Unfolding-Analyse von einer bereits existierenden, mittels Multidimensionaler Skalierung erstellten Konfiguration eines der beiden Sets aus (meist der Angebote). Diese Karte kann zum Beispiel auf Ähnlichkeitsurteilen oder anderen Datenerhebungsverfahren basieren (siehe Kapitel 2). In einem zweiten Schritt werden jetzt die Idealpunkte mit auf einem multipler Regression basierenden Verfahren in diese Karte eingepasst, wobei als zweiter Datensatz eine entsprechende Präferenztafel existieren muss (deshalb auch die Bezeichnung

‚extern‘). Das Verfahren wurde von Carroll (1972) entwickelt und wird heutzutage häufig als Punktregression bezeichnet. Die entsprechende Formel entspricht einer linearen multiplen Regressionsgleichung plus einem Zusatz für die Punkteigenschaft der Gleichung:

$$y_i = a + \sum_{r=1}^N b_r x_{ri} + b_{N+1} \sum_{r=1}^N x_{ri}^2$$

*wobei  $i$  für ein Produkt steht,  $r$  für die Dimension,  $N$  für die Anzahl Dimensionen der bereits existierenden Lösung;  $y_i$  entspricht dem Präferenzwert für dieses Produkt,  $x_{ri}$  der Position des Produktes auf der jeweiligen Dimension,  $b_r$  dem Gewicht der jeweiligen Dimension und  $a$  der Konstanten in der Regressionsgleichung*

Für die Berechnung der Idealpunkte einer Person gehen die vorgegebenen Positionen der Angebote und die dazugehörigen Präferenzen der Person in die Gleichung ein. Der Idealpunkt kommt da zu liegen, wo die Korrelation zwischen den Distanzen des Idealpunktes und den Präferenzdaten dieser Person am grössten ist. Wenn man dies für jede Person macht, erhält man schliesslich eine Joint Space Map analog der Abbildung 1. Der Vorteil dieses Verfahrens ist, dass die Interpretierbarkeit der Joint Space Map höher ist, da diese auf einer (meist) gut interpretierbaren Lösung einer ‚normalen‘ Multidimensionalen Skalierung beruht.

Der Nachteil ist zum einen, dass für diese Art der Analyse zwei Datensätze benötigt werden - einen für die Basiskonfiguration und die Präferenzdaten für das Einpassen der Idealpunkte -, was den Erhebungsaufwand (z.B. bei Ähnlichkeitsurteilen für die Basiskonfiguration) erheblich erhöhen kann. Zum anderen kommt es relativ häufig vor, dass Idealpunkte sehr weit ausserhalb der Basiskonfiguration positioniert werden, was deren Interpretation natürlich erschwert. Van Deun et al. (2005) schlagen vor, für die Analyse der Präferenzdaten in diesen Fällen keine Punktregression, sondern eine Vektorregression zu verwenden. Im Weiteren sind oft einige der resultierenden Punkte keine Idealpunkte, sondern Anti-Idealpunkte (Carroll, 1980), was die Interpretation noch zusätzlich erschwert.

#### *Vektorregression*

Bei der Vektorregression werden Personen nicht durch Idealpunkte repräsentiert, sondern durch Idealvektoren. Die Vektorregression entspricht einer ‚normalen‘ linearen multiplen Regression, bei der die Werte auf den Dimensionen der Basiskonfiguration als Prädiktorvariablen und die Präferenzen jeweils einer Person als Kriteriumsvariable definiert sind. Der Präferenzvektor dieser Person wird durch den Ursprung der Konfiguration und den Punkt definiert, dessen Koordinaten den (unstandardisierten) Regressionsgewichten der Dimensionen entsprechen. Die multiple Korrelation schliesslich sagt aus, wie gut die Präferenzen dieser Person als Vektor in die Basiskarte eingepasst werden konnten.

Bei der Präferenzanalyse sollte vor allem dann Vektorregression angewendet werden, wenn die Dimensionen in der Basiskonfiguration inhaltlich durch Eigenschaften definiert sind, von denen ein Angebot oder Produkt nicht genug haben kann, oder anders ausgedrückt, deren Idealwert im Unendlichen liegt. Das gilt natürlich für so grundlegende Eigenschaften wie Qualität und Preis, aber zum Beispiel auch für die Rechengeschwindigkeit eines Computers, die Haltbarkeit von Blumen oder die gesundheitsfördernde Wirkung von Lebensmitteln. Dies gilt zumindest, wenn diese positiven Eigenschaften nicht zu Lasten anderer gewünschter Eigenschaften gehen. Zwar kann ein Waschmittel besonders wirksam gegen Flecken sein, dafür wird es aber wahrscheinlich im Vergleich zu anderen Waschmitteln die Wäsche weniger schonen. Oder es ist zum Beispiel wünschenswert, dass ein Laptop möglichst geringe Ausmasse hat, so lange es nicht auf Kosten der Ergonomie und Bedienbarkeit geht, wie es bei den heute erhältlichen Mini-Notebooks der Fall ist. Hier muss dann jeder vor dem Kauf eines Notebooks zwischen Mobilität und Ergonomie abwägen. Wenn eine Dimension einer Karte durch dieses Gegensatzpaar aufgespannt wird, spricht das für die Anwendung eines Idealpunkt-Modells. Ein weitere wichtige Rolle spielt auch die Frage, die man bei der Datenerhebung gestellt hat: „Welches Produkt hätten sie gern?“ oder „Welches Produkt würden sie kaufen?“. Im ersten Fall ist zu erwarten, dass Vektormodelle eher geeignet sein werden, im zweiten bekommt der Preis als Faktor ein stärkeres Gewicht. Da viele positive Eigenschaften eines Produktes nicht ohne Kosten zu haben sind, wird hier das Ideal nicht mehr im Unendlichen liegen, und so ein Idealpunkt-Modell besser geeignet sein.

### *PREFMAP*

Für die externe Unfolding-Analyse wird meistens das Programm PREFMAP3 (Meulman, Heiser & Carroll, 1986) verwendet, das die Daten auf ordinalem oder metrischem Niveau analysieren kann. Dieses Programm führt die Analyse in vier Phasen durch: vom sehr allgemeinen bis zum speziellsten (und gleichzeitig einfachsten) Fall mit den strengsten Annahmen. In Phase I (Generelles Unfolding Modell) und II (Gewichtetes Unfolding-Modell) werden für die Berechnung der Idealpunkte jeweils auch individuelle Gewichtungen der Dimensionen der Basiskonfiguration zugelassen. Phase III (Einfaches Unfolding Modell) entspricht der Punktregression, Phase IV (Vektormodell) der Vektorregression. Vor allem bei Phase I scheinen die Ergebnisse oft suboptimal zu sein. Meistens werden deshalb bei Analysen die Ergebnisse der Phasen III oder IV verwendet.

### *3.2. Quasi-internes Unfolding*

Was soll man nun aber tun, wenn ein Datensatz mit Präferenzen zu einem Set von Stimuli vorhanden ist, aber man auf keine bereits existierende, z.B. aufgrund von Ähnlichkeitsurteilen erstellte Karte zugreifen kann? Ohne Basiskarte kann man natürlich

keine Punktregression rechnen. Und die interne Unfolding-Analyse ergibt nur eine degenerierte Lösung.

Nun ist es so, dass in einem 2W2M-Datensatz nicht nur Informationen über die Relationen der Personen zu den Stimuli, sondern implizit auch Informationen über die Relationen zwischen den Stimuli untereinander und den Personen untereinander enthalten sind. Diese Informationen kann man mit verschiedenen Methoden sichtbar machen.

Zum Beispiel kann man paarweise Korrelationen der Stimuli über die verschiedenen Personen berechnen. In den Abbildung 3 sind die Streuungsdiagramme zu zwei Paaren von Angeboten abgebildet. Zwischen den beiden Angeboten ‚Trampen durch Australien‘ und ‚Camperferien Kanada‘ (links in der Abbildung) besteht eine positive Korrelation in den Präferenzen (skaliert von 1 bis 9, mit 1= ‚tiefe Präferenz‘ und 9 = ‚hohe Präferenz‘), d.h. die meisten Personen haben entweder beide Angebote abgelehnt oder beide präferiert. Beim Vergleich ‚Trampen durch Australien‘ mit dem Urlaubsangebot ‚Rheinfahrt‘ (rechts in der Abbildung) dagegen scheint es vor allem Leute zu geben, die Ersteres hoch präferieren und Letzteres deutlich ablehnen, und zusätzlich ein kleineres Grüppchen, das nicht gerne durch Australien trampen würde, dafür aber die Rheinfahrt etwas mehr bevorzugt. Dies resultiert in einer negativen Korrelation der Präferenzen.

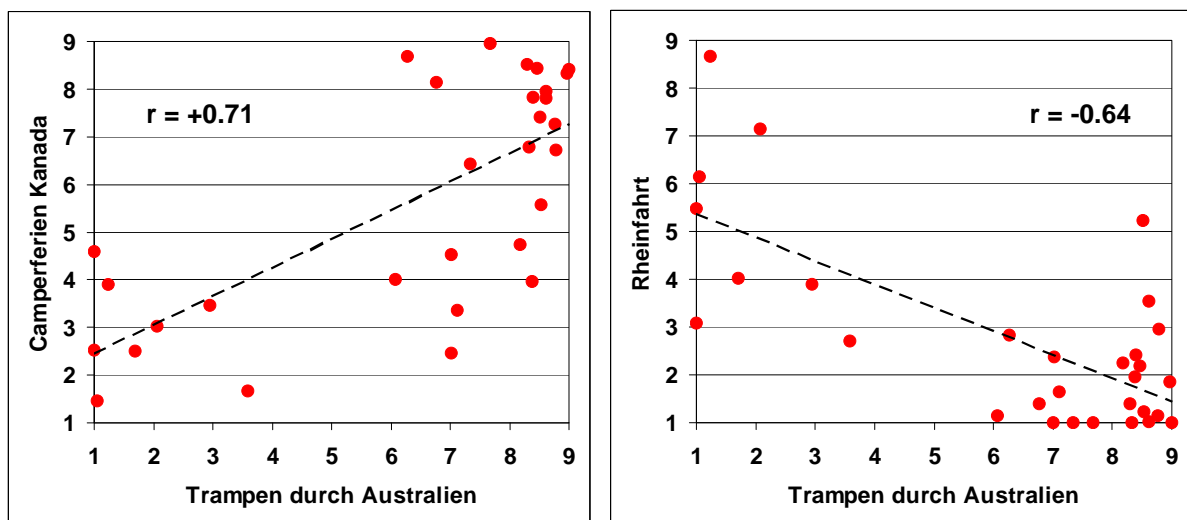


Abbildung 3: Korrelationen von Präferenzen für zwei Angebotspaare

Wenn man dies für alle Paare von Stimuli macht, erhält man eine Proximitätsmatrix mit Korrelationskoeffizienten zwischen -1 und 1. Diese Matrix kann man mittels Multidimensionale Skalierung in einer Karte abbilden, in der Stimuli, die von den gleichen Personen präferiert wurden, nahe beieinander liegen, solche, die von verschiedenen Personen bevorzugt wurden, liegen weiter auseinander. Diese Konfiguration kann dann als Basiskarte für das Einfügen von Idealpunkten mittels Punktregression dienen.

Der Unterschied zu der externen Unfolding-Analyse liegt also vor allem darin, dass die Basiskonfiguration bei der quasi-internen Analyse aufgrund der gleichen Daten generiert wird, die später für die Punktregression verwendet werden. Somit wird wie beim

‚richtigen‘ internen Unfolding nur ein Datensatz in Form einer 2W2M-Matrix benötigt. Wie bei der externen Analyse wird aber zweistufiges Verfahren angewandt (1. Erstellung der Basiskonfiguration, 2. Berechnen der Idealpunkte) und die Positionen der beiden Sets nicht simultan berechnet – deshalb *quasi-internes* Unfolding. Der Unterschied zur internen Unfolding-Analyse, bei der die zu optimierende Konfiguration parallel sowohl für die Stimuli als auch für die durch die Idealpunkte repräsentierten Personen angepasst wird, ist also die Beibehaltung der anfänglichen Stimulusraumes während des Einpassens der Idealpunkte.

Der oben beschriebene Ansatz über Korrelationskoeffizienten ist nur einer Variante, wie man aus einem 2W2M-Datensatz die Basiskonfiguration erstellen kann, um dann Punktregressionen für die Positionierung der Idealpunkte durchzuführen zu können. Man kann auch andere Proximitätsmasse wie zum Beispiel Rangkorrelationen oder City Block-Distanzen verwenden (siehe Kapitel 4). Das Programm PREFMAP3 bietet auch die Option einer quasi-internen Analyse (Meulman, Heiser & Carroll, 1986), in der der initiale Stimulusraum mittels verschiedener faktoranalytische Verfahren (u.a. Singular Value Decomposition) über die Präferenzdaten generiert wird. Allerdings waren bis 1989 laut Coxon (1989) keine publizierten Beispiele dieser quasi-internen Analyse vorhanden, und auch seitdem scheinen keine publiziert worden zu sein.

### *3.3. Joint Space Maps durch modifizierte NMDS-Techniken*

Neben den bereits vorgestellten Methoden gibt es schliesslich auch noch die Möglichkeit, Joint Space Maps durch Modifizierung traditioneller Methoden der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung (NMDS) zu erstellen.

Die einfachste Möglichkeit besteht darin, ein hypothetisches ideales Angebot in die Datenerhebung einzuschliessen, das dann ebenfalls z.B. auf einem semantischen Differential bewertet oder bezüglich der Ähnlichkeit mit den realen Angeboten beurteilt wird. Die zu skalierende Proximitätsmatrix enthält dann zusätzlich zu den realen Objekten noch ein Idealobjekt, das in der resultierenden Karte analog zu einem Idealpunkt interpretiert werden kann. Dies funktioniert problemlos für einzelne Idealpunkte, wird aber problematisch, wenn mehrere Idealpunkte in der resultierenden Karte vorhanden sein sollen.

Zuerst muss angenommen werden, dass die Wahrnehmung der befragten Stichprobe bezüglich der untersuchten Angebote genügend homogen gewesen ist. Dann lässt sich zumindest beim einem semantischen Differential oder anderen attribut-basierten Methoden Proximitäten sowohl zwischen allen realen Angeboten (gemittelt über alle Personen) als auch den individuellen Ideal-Angeboten (basierend auf den Daten jeweils einer Person) berechnen (z.B. mittels City-Block-Distanzen), was in einer vollständigen Dreiecksmatrix resultiert (siehe auch Kapitel 2).



Bei Ähnlichkeitsurteilen ist die Sache etwas komplizierter: Dort werden die Ähnlichkeitsurteile zwischen den realen Angeboten auch über alle Personen gemittelt. Während man aber bei einem semantischen Differential Proximitäten zwischen den Ideal-Angeboten der einzelnen Personen berechnen kann, ist es unmöglich, die Ähnlichkeit zwischen den Ideal-Angeboten der Personen abzuschätzen.

Fügt man an die Dreiecksmatrix mit den gemittelten Ähnlichkeiten die Ähnlichkeiten zu den fiktiven idealen Angeboten aller Personen an, so entsteht eine nicht vollständige Dreiecksmatrix, in der die Proximitäten zwischen den individuellen idealen Angeboten fehlen (Abbildung 4). Trotz dieser fehlenden Werte kann mit den meisten aktuellen NMDS-Algorithmen wie z.B. RobuScal (Läge, Daub, Bosia, Jäger & Ryf, 2005) eine Lösung berechnet werden. Allerdings sind die resultierenden Karten nur vertrauenswürdig, so lange die fehlenden Werte einen gewissen Prozentsatz an der gesamten Matrix nicht überschreiten (Egloff, 2004). Wenn die Anzahl der individuellen idealen Angebote bzw. Idealpunkte grösser ist als die Anzahl der realen Angebote, sind andere Methoden vorzuziehen.

	AbenteuereWelt	Backpacker	Badeferien	Campe	Club Mr	Feiern	Interia	Kanufahrer	Kreuzt	Kulturell	London	New Y	Rheinl	Runde	Safari	Tramp	Wellne	Ideal P	Ideal P	Ideal P	Ideal P	Ideal P	Ideal P	Ideal P	Ideal P	Ideal P	Ideal P
AbenteuereWelt																											
Backpacker	4.08																										
Badeferien	2.72	3.83																									
Campe	5.92	6.56	3.08																								
Club Mr	4.61	2.11	7.03	3.28																							
Feiern	3.44	2.42	6.19	2.69	7.06																						
Interia	4.56	6.75	2.47	5.92	2.92	3.78																					
Kanufahrer	5.94	6.53	2.89	8.00	2.69	2.36	5.42																				
Kreuzt	3.06	1.97	5.03	3.03	5.97	4.64	3.31	3.06																			
Kulturell	2.92	2.42	2.86	2.56	2.86	2.22	4.50	2.69	5.36																		
London	3.00	2.47	3.86	2.39	3.89	6.72	4.28	2.44	3.69	5.03																	
New Y	2.19	1.47	4.06	2.22	4.50	4.33	2.44	1.69	5.11	6.17	6.89																
Rheinl	3.44	1.78	3.28	2.86	3.67	2.75	4.03	3.78	6.67	5.83	2.75	3.19															
Runde	4.19	4.08	3.47	5.33	3.33	2.53	5.36	4.64	4.72	5.94	3.36	3.22	5.03														
Safari	5.00	5.17	4.44	6.08	4.14	3.03	4.08	5.94	4.47	3.67	2.28	2.61	3.42	4.92													
Tramp	5.19	8.08	3.00	7.42	2.14	2.86	7.17	6.86	2.39	2.28	2.25	1.94	2.19	4.72	6.31												
Wellne	4.64	1.56	5.00	2.42	5.78	3.28	2.17	2.08	5.25	4.58	3.53	5.44	4.58	3.36	2.83	1.61											
Ideal P 1	2.00	1.00	5.00	1.00	3.00	4.00	2.00	2.00	8.00	8.00	7.00	9.00	6.00	7.00	3.00	1.00	9.00										
Ideal P 2	3.00	1.00	7.00	3.00	6.00	4.00	3.00	2.00	4.00	7.00	6.00	2.00	5.00	5.00	2.00	1.00	7.00	-									
Ideal P 3	3.00	5.00	5.00	8.00	5.00	2.00	4.00	8.00	3.00	4.00	2.00	6.00	1.00	4.00	7.00	7.00	6.00	-	-								
Ideal P 4	5.00	3.00	4.00	8.00	6.00	6.00	5.00	6.00	5.00	5.00	7.00	7.00	2.00	3.00	7.00	8.00	4.00	-	-	-							
Ideal P 5	8.00	9.00	8.00	6.00	3.00	6.00	7.00	6.00	1.00	6.00	7.00	9.00	1.00	1.00	3.00	9.00	6.00	-	-	-	-						
Ideal P 6	8.00	8.00	3.00	7.00	3.00	2.00	7.00	8.00	1.00	4.00	4.00	4.00	1.00	2.00	3.00	3.00	6.00	-	-	-	-	-					
Ideal P 7	7.00	8.00	5.00	8.00	2.00	2.00	7.00	8.00	1.00	3.00	6.00	5.00	2.00	4.00	3.00	8.00	9.00	-	-	-	-	-	-				

Abbildung 4: Anteil der fehlenden Werte an der Dreiecksmatrix bei hinzugefügten idealen Angeboten

Ein Vorschlag für eine Vorgehensweise machen zum Beispiel Ryf und Läge (siehe Kapitel 8) mit ihrem RobuPref-Modell. Bei diesem Modell wird für jede einzelne Person eine Karte mit den realen Angeboten und ihrem Idealpunkt berechnet. Diese einzelnen Karten werden danach mittels Prokrustes-Transformation mit minimaler Abweichung auf die Basiskarte gelegt, die nur auf den Daten der realen Angebote basiert. Die mit-transformierten Idealpunkte werden so sequentiell in der Karte positioniert.

Der Nachteil dieser Verfahren liegt vielleicht darin, dass ihnen eine klare mathematische und theoretische Grundlage fehlt. Andererseits liegt ihre Stärke in der guten Interpretierbarkeit der resultierenden Idealpunkt-Modelle. Diese sind nie degeneriert und die Idealpunkte liegen so, dass man sie auch interpretieren kann.

## 4. Fazit

Die Idee der Idealpunkte-Modelle und Joint Space Maps ist genial. Im Gegensatz zu einfachen NMDS-Karten eines Marktes sind in ihnen auch Informationen über die Präferenzen von Konsumenten, mögliche Marktlücken und potentielle Kundensegmente enthalten. Sie ermöglichen eine übersichtliche Darstellung von komplexen Datensätzen und eine intuitive Interpretation von Marktsituationen.

Doch trotz Fortschritten in den letzten Jahrzehnten beim klassischen internen Unfolding bekam man die Probleme mit degenerierten Lösungen bei der Analyse von realen Daten lange Zeit nicht in den Griff. Die alternativen Methoden zur Erstellung von Idealpunkt-Modellen sind dagegen schon vielfach erfolgreich angewandt worden. Dabei ist vor allem das quasi-interne Unfolding interessant, weil es – wie in der ursprünglichen Idee der Unfolding-Analyse vorgesehen – allein aufgrund eines einzelnen Präferenzdatensatzes eine interpretierbare Joint Space Map generieren kann. Eine Abwandlung dieses Verfahrens namens RobuPref (siehe Kapitel 8), bei der die Punktregression durch ein mehrstufiges Verfahren ersetzt wird, verspricht ebenfalls stabile Idealpunkt-Modelle und zudem die Lösung des Problems der zu weit von der Basiskonfiguration entfernten Idealpunkte.

Aktuelle Arbeiten (Busing et. al., 2005; Kim et al., 1999) versprechen erstmals deutliche Fortschritte beim internen Unfolding. Der Algorithmus von Busing, Groenen und Heiser ist in SPSS seit Version 14 als PREFSCAL implementiert. Ob die Hoffnung auf eine produktive Anwendung bei realen Daten erfüllt wird, wird die Erfahrung zeigen.

## 5. Literaturreferenzen

- Bennett, J. F. & Hayes, W. L. (1960). Multidimensional unfolding: determining the dimensionality of ranked preference data. *Psychometrika*, 25, 27-43.
- Borg, I. & Groenen, P. J. F. (2005). *Modern multidimensional scaling. Theory and applications* (2nd ed.). Berlin: Springer.
- Busing, F. M. T. A., Groenen, P. J. F. & Heiser, W. J. (2005). Avoiding degeneracy in multidimensional unfolding by penalizing on the coefficient of variation. *Psychometrika*, 70, 71-98.
- Carroll, J. D. (1972). Individual differences and multidimensional scaling. In R. N. Shepard, A.K. Romney, & S. Nerlove (Eds.), *Multidimensional scaling: Theory and applications in the behavioral sciences* (Vol. I, pp. 105-155). New York: Seminar Press.
- Carroll, J. D. (1980). Models and methods for multidimensional analysis of preferential choice (or other dominance) data. In E.D.Lantermann & H.Feger (Eds.), *Similarity and Choice* (pp. 234-289). Bern: Hans Huber.

- Coombs, C. H. (1950). Psychological scaling without a unit of measurement. *Psychological Review*, 57, 148–158.
- Coombs, C. H. (1964). *A theory of data*. London: Wiley.
- Coxon, A. P. M. (1989). *The user's guide to multidimensional scaling*. London: Heinemann.
- Delbeke, L. (1968). *Construction of preference spaces: An investigation into the applicability of multidimensional scaling models*. Leuven: Leuvense Universitaire Uitgaven.
- DeSarbo, W. S. & Carroll, J. D. (1985). Three-way metric unfolding via alternating weighted least squares. *Psychometrika*, 50, 275-300.
- DeSarbo, W. S. & Rao, V. R. (1984). GENFOLD2: A set of models and algorithms for the General Unfolding analysis of preference/dominance data. *Journal of Classification*, 1, 147-186.
- DeSarbo, W. S. & Rao, V. R. (1986). A constrained unfolding methodology for product positioning. *Marketing Science*, 5, 1-19.
- Dillon, W. R., Frederick, D. G., & Tangpanichdee, V. (1985). Decision issues in building perceptual product spaces with multi-attribute rating data. *Journal of Consumer Research*, 12, 47-63.
- Egloff, E. (2004). *Effizienz in der ähnlichkeitsbasierten Wissensdiagnostik*. Lizentiatsarbeit am Psychologischen Institut der Universität Zürich.
- Hayes, W. L. & Bennett, J. F. (1961). Multidimensional unfolding: Determining configuration from complete rank order preference data. *Psychometrika*, 26, 221–238.
- Heiser, W. J. (1981). *Unfolding analysis of proximity data*. Published doctoral dissertation, University of Leiden, The Netherlands.
- Kim, C., Rangaswamy, A. & DeSarbo, W. S. (1999). A Quasi-Metric Approach to Multidimensional Unfolding for Reducing the Occurrence of Degenerate Solutions. *Multivariate Behavioral Research*, 34, 143-180.
- Kruskal, J. B. & Carroll, J. D. (1969). Geometric models and badness-of-fit functions. In P. R. Krishnaiah (Ed.), *Multivariate analysis II*. New York: Academic Press.
- Meulman, J., Heiser, W. J. & Carroll, J. D. (1986). *How to use PREFMAP3*. Unpublished manuscript, AT&T Bell Laboratories, Murray Hill, NJ.
- Ruggle, M., Ryf, S. & Läge D. (2006). Die zeitliche Stabilität von Markenpräferenzen. In B. Gula, R. Alexandrowicz, S. Strauß, E. Brunner, B. Jenull-Schiefer & O. Vitouch

(Hrsg.), *Perspektiven psychologischer Forschung in Österreich. Proceedings zur 7. Wissenschaftlichen Tagung der Österreichischen Gesellschaft für Psychologie* (S. 101-106). Lengerich: Pabst.

Van Deun, K., Groenen, P. J. F., Heiser, W. J., Busing F. M. T. A. & Delbeke, L. (2005). Interpreting degenerate solutions in unfolding by use of the vector model and the compensatory distance model. *Psychometrika*, 70, 45–69.

## 8 RobuPref – eine robuste Methode zur Erstellung von Idealpunkt-Modellen

### 1. Einleitung

Seit der Entwicklung des Unfoldings in den 50er Jahren (Coombs, 1950; 1964) hat die Idee von Idealpunkt-Modellen nichts von ihrer Attraktivität eingebüsst. Doch leider ist deren Umsetzung alles andere als einfach. Im Laufe der Zeit wurden viele Verfahren entwickelt, um Idealpunkt-Modelle zu erstellen (siehe Kapitel 7), doch haben sich nur wenige in der Praxis der Marktforschung bewährt. Oft funktionieren die Verfahren ordentlich mit einfachen Datensätzen, die oft auf einem konstruierten Set von Stimuli wie z.B. Familienkonstellationen (Delbeke, 1968) basieren, doch bei den komplexen und verrauschten Daten aus der Marktforschung, bei denen komplexe Objekte wie Marken oder Produkte bewertet werden, kämpfen diese Verfahren mit degenerierten Lösungen und anderen Problemen, die die Interpretierbarkeit der resultierenden Idealpunktmodelle erschweren, wenn nicht sogar verunmöglichen. Dabei wäre gerade die Möglichkeit der intuitiven Interpretation und der übersichtlichen Darstellung von komplexen Zusammenhängen in Märkten die zentrale Stärke dieser Modelle in der Marktforschung.

Zur Lösung, oder zumindest zur Reduzierung der beschriebenen Probleme wird in dieser Arbeit das neu entwickelte RobuPref-Verfahren vorgestellt, dass auch bei komplexen Datensätzen gut interpretierbare und valide Idealpunkt-Modelle liefern soll. Die Robustheit des Verfahrens soll anhand eines Datensatzes mit Präferenzen zu Urlaubsangeboten illustriert werden, von dem angenommen werden kann, dass er bezüglich Komplexität realen Daten aus der Marktforschung entspricht. Zum Vergleich wird der gleiche Datensatz mit zwei traditionellen Ansätzen analysiert: Als Algorithmus für das interne Unfolding wird MINIRSA (Roskam, 1973) verwendet, als Beispiel für die externe Unfolding-Analyse dient die Punktregression (Carroll, 1972; Phase III von PREFMAP, Meulman, Heiser & Carroll, 1986). Die resultierenden Idealpunktmodelle werden bezüglich der Kriterien Abbildungsgüte (Übereinstimmung der Distanzen in der Konfiguration mit den ursprünglichen Daten) und Interpretierbarkeit evaluiert.

#### *1.1. Beschreibung des verwendeten Datensatzes*

Doch bevor die verschiedenen Verfahren zur Erstellung von Idealpunkt-Modellen vorgestellt und evaluiert werden, soll zuerst noch kurz der Datensatz näher beschrieben werden, der dafür verwendet wird. Die Daten wurden im Rahmen einer Studie zu Ferienangeboten erhoben. 30 Versuchspersonen wurden 17 Ferienangebote präsentiert. Diese waren mit Bildern illustriert und mit einigen Informationen ergänzt, um einen Eindruck dieser Angebote zu vermitteln (Abbildung 1). Die Gruppe der Versuchspersonen war so zusammengestellt, dass eine genügende Varianz in den Präferenzen erwartet

werden konnte: Alter von 19 bis 73, 19 Frauen und 11 Männer, unterschiedliche Bildung. Für die Erhebung der Präferenzen wurde die Idealskala verwendet (siehe Kapitel 3), eine visuelle Analogskala, auf der Angebote simultan nach ihrer Präferenz angeordnet werden können. An einem Ende der Skala sollen sich Versuchspersonen ein hypothetisches ideales Angebote vorstellen, am anderen Ende der Skala sollen Angebote positioniert werden, die für die jeweilige Person überhaupt nicht in Frage kommen. Die Positionen auf der Skala werden schliesslich von 1 (Ende der Skala mit tiefer Präferenz) bis 9 (Ende der Skala mit ‚Idealangebot‘) skaliert.

### Wellness in Saas Fee

*Dauer:* 7 Tage

*Kosten:* 1800,-

*Unterkunft:* Im Wellness-Hotel Walliserhof

*Verpflegung:* Halbpension

*Transport:* Zug oder Auto

*Programm:* Man geniesst eine Wellness-Woche mit Sauna, Massage, Thermalbad. Dazu macht man kurze Wanderausflüge in die Walliser Bergwelt.



**Abbildung 1: Beispiel für die Präsentation der Urlaubsangebote**

Zusätzlich wurden auch paarweise Ähnlichkeiten zwischen allen Urlaubsangeboten erhoben (insgesamt 136 Ähnlichkeitsurteile pro Person). Die Proximitätsmatrix mit den gemittelten Ähnlichkeitswerten wurde mit dem RobuScal-Algorithmus (Läge, Daub, Bosia, Jäger & Ryf, 2005) skaliert. Die zweidimensionale Konfiguration dient als Basiskarte für das externe Unfolding. Zudem können Vergleiche zur Basiskarte gezogen, die auf der Korrelation der Präferenzen beruht.

## 2. Beschreibung und Evaluation des RobuPref-Verfahrens

Wenn man der Kategorisierung der Unfolding-Verfahren in Kapitel 7 folgt, könnte man RobuPref als ein quasi-internes Unfolding bezeichnen. Wie bei einer internen Unfolding-Analyse wird das Idealpunkt-Modell aufgrund *eines* Datensatzes - einer 2W2M-Tabelle mit Präferenzwerten zu bestimmten Objekten - erstellt. Im Gegensatz zum internen Unfolding ist das Verfahren mehrstufig und verwendet neben traditioneller NMDS auch Prokrustes-Transformationen, um die Idealpunkte zu positionieren.

Wie bei anderen Verfahren auch, die auf nur einem Datensatz basieren, muss die Präferenztable die Daten einer genügend grossen Anzahl von Versuchspersonen mit divergenten Präferenzen enthalten, damit RobuPref funktionieren kann.

## 2.1. Ablauf

### Generierung der Basiskarte

Um die Basiskarte zu generieren, werden paarweise Korrelationen der Präferenzen berechnet. In der Abbildung 2 sind die Streudiagramme zu zwei Paaren von Angeboten abgebildet. Zwischen den beiden Angeboten ‚Trampen durch Australien‘ und ‚Camperferien Kanada‘ (links in der Abbildung) besteht eine positive Korrelation in den Präferenzen (skaliert von 1 bis 9, mit 1 = ‚tiefe Präferenz‘ und 9 = ‚hohe Präferenz‘), d.h. die meisten Personen haben entweder beide Angebote abgelehnt oder beide präferiert. Beim Vergleich ‚Trampen durch Australien‘ mit dem Urlaubsangebot ‚Rheinfahrt‘ (rechts in der Abbildung) dagegen scheint es vor allem Leute zu geben, die Ersteres hoch präferieren und Letzteres deutlich ablehnen, und zusätzlich ein kleineres Grüppchen, das nicht gerne durch Australien trampen würde, dafür aber die Rheinfahrt etwas mehr bevorzugt. Dies resultiert in einer negativen Korrelation der Präferenzen.

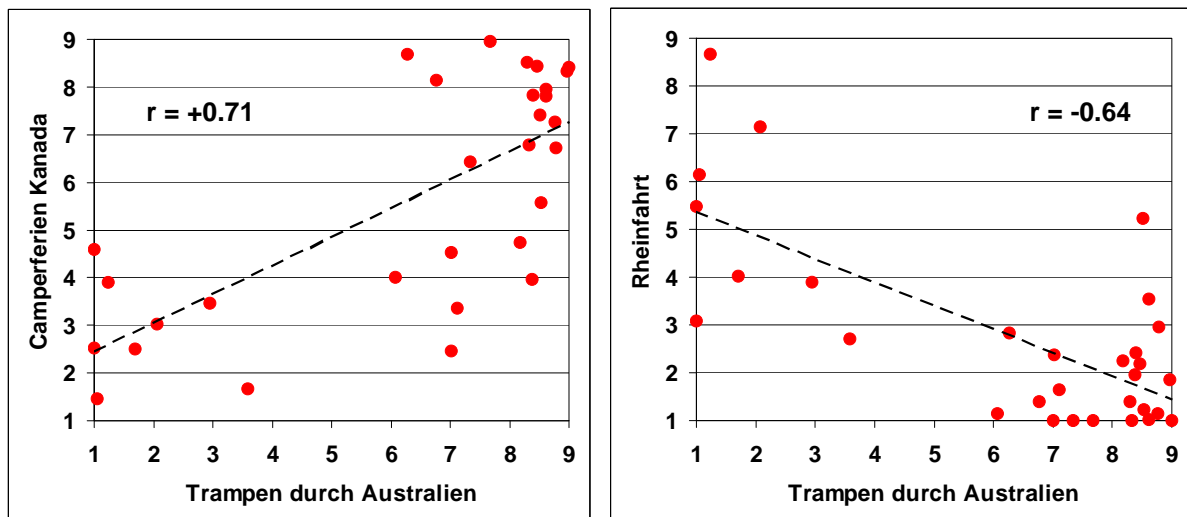


Abbildung 2: Korrelationen von Präferenzen für zwei Angebotspaare

Wenn man dies für alle Paare von Stimuli macht, erhält man eine Proximitätsmatrix mit Korrelationskoeffizienten zwischen -1 und 1. Diese Matrix wird mit dem NMDS-Algorithmus RobuScal (Läge et al., 2005) skaliert. In der resultierenden Karte liegen Angebote, die von den gleichen Personen präferiert werden, nahe beieinander, solche, die von verschiedenen Personen bevorzugt werden, liegen weiter auseinander (Abbildung 4, grüne Quadrate).

Die Verwendung von Korrelationen hat zwei Vorteile: Zum einen werden extreme Werte, für die Berechnung der Proximitäten stärker gewichtet (bedingt durch das quadrierte Abweichungsmass bei der Regression). Dies kann in diesem Kontext durchaus gewünscht sein, da stark abgelehnte oder hoch präferierte Angebote subjektiv wichtiger sind. Zudem scheinen diese Bewertungen stabiler als neutrale Bewertungen zu sein (Ruggie, Ryf & Läge, 2006). Zum anderen können so auch einzelne Personen oder kleinen Gruppen einen stärkeren Einfluss auf die Proximitäten haben (wie im rechts dargestellten Beispiel

in Abbildung 2). Dies ist sinnvoll, weil die Verteilungen der Präferenzen sehr asymmetrisch sein können, und auch wenige Personen den Raum für relevante Dimensionen in der Präferenzbildung aufspannen können. Natürlich hat dies auch den Nachteil, dass die Korrelationen so durch Ausreisser verfälscht werden können. Weil aber bei der Skalierung der RobuScal-Algorithmus verwendet wird, der speziell für die Analyse verrauschter und ausreisser-behafteter Daten entwickelt wurde, und eine grosse Anzahl an Korrelationen in die Analyse eingeht, werden diese Verfälschungen weitgehend eliminiert.

#### *Generierung von Karten mit einzelnen Idealpunkten*

In einem zweiten Schritt wird nur für jede Person eine eigene, auf der Grundkonfiguration basierende Karte mit ihrem individuellen Idealpunkt berechnet. Dazu wird eine Distanzmatrix mit den Distanzen aller Angebote zueinander in der Basiskarte erstellt und entsprechend den Präferenzwerten skaliert. Im vorliegenden Fall von 1 für die grösste Distanz bis 9 für die kleinste Distanz, da auch die Daten aus der Idealskala auf diesen Bereich skaliert wurden<sup>1</sup>. An diese Matrix werden jeweils die Präferenzwerte einer Person hinzugefügt. Man interpretiert also die abgegebenen Präferenzdaten als Ähnlichkeitsmass zwischen einem von der Person imaginierten Ideal-Angebot zu den echten Angeboten.

Die resultierende Proximitätsmatrix (alle Angebote plus das Ideal einer Person, repräsentiert durch die Präferenzwerte) wird wiederum mit RobuScal skaliert. Die resultierende Karte ist zwar sehr ähnlich zur Basiskarte, durch den Einbezug des Ideals jedoch leicht verändert, und kann eine andere Orientierung aufweisen oder gespiegelt sein.

#### *Abgleichung auf die Basiskarte*

Im letzten Schritt werden die Karten aller Personen mittels Prokrustes-Transformation mit grösstmöglicher Übereinstimmung auf die Basiskarte gelegt. Erlaubt sind nur Transformationen, die die Relationen innerhalb der Karten nicht verändern: Translation, Spiegelung, Rotation und Grössenskalierung (unter Beibehaltung des Seitenverhältnisses). Dabei kommt ein spezieller Prokrustes-Algorithmus zum Einsatz, der wie RobuScal das Kriterium der Robustheit besonders berücksichtigt (Läge, 2001).

Da die Konfigurationen zum grössten Teil auf den gleichen Proximitätswerten basieren, können die beiden Karten sehr gut aufeinander angepasst werden, wobei der Idealpunkt als einziger Punkt ohne korrespondierender Punkt in der Basiskonfiguration nicht in die Berechnung der Prokrustes-Transformation einfließt, sondern einfach mit-transformiert wird und so zu seiner endgültigen Position gelangt. Mit jeder prokrustes-transformierten

---

<sup>1</sup> Das RobuPref-Verfahren ist besonders geeignet für mit der Idealskala erhobene Daten, da bei ihr als maximaler Wert ein hypothetisches ideales Produkt definiert ist, was der Idee eines Idealpunktes in einer Karte entspricht.



Karte wird so die Position eines Idealpunktes in der Basiskarte festgelegt, bis schliesslich alle Personen in der Karte als Idealpunkte repräsentiert sind.

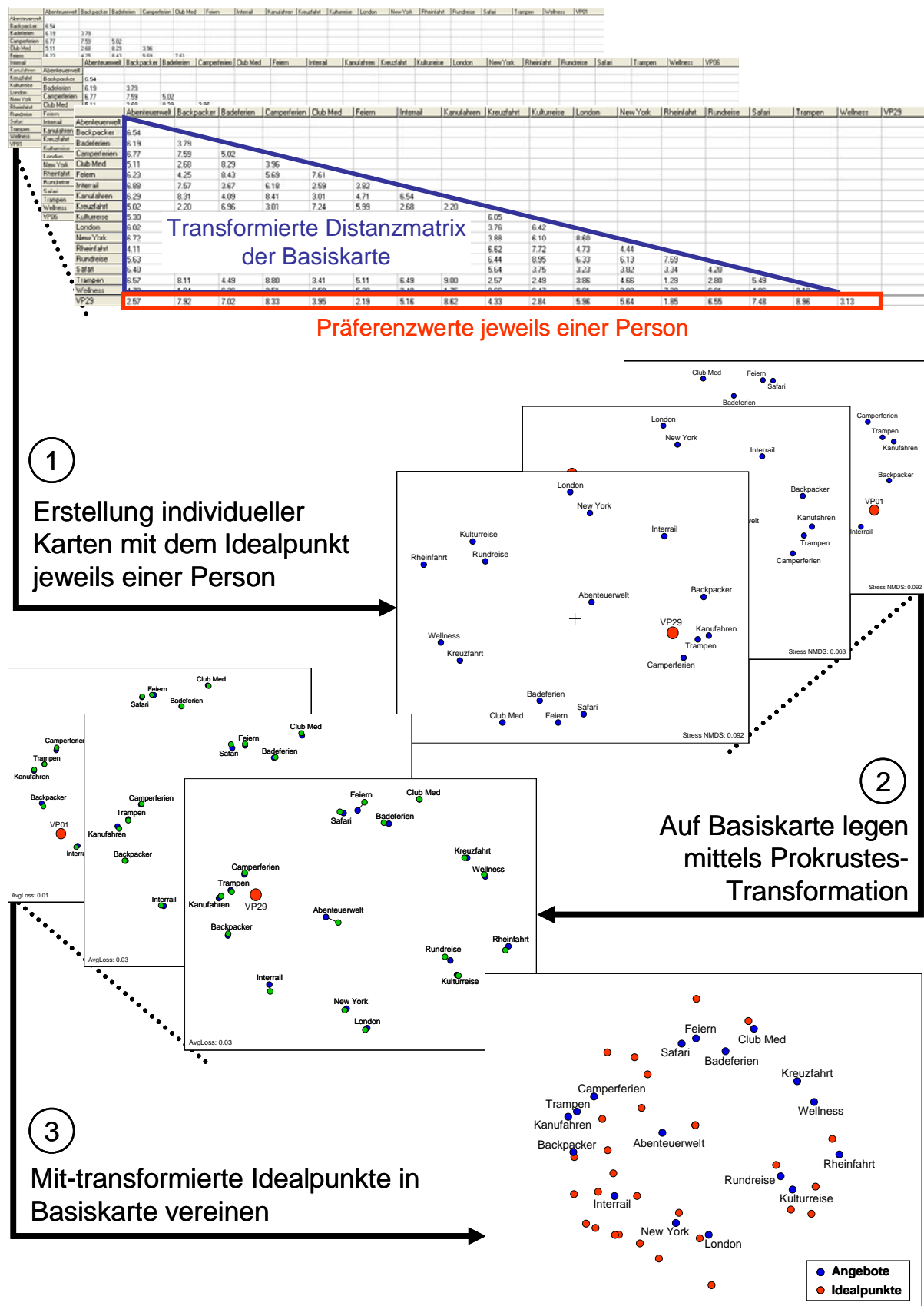


Abbildung 3: Ablauf des Einfügens der Idealpunkte in die Basiskarte beim RobuPref-Verfahren

Der ganze Ablauf des Einfügens der Idealpunkte in die Basiskarte bei Verwendung des RobuPref-Verfahrens ist in Abbildung 3 zur Verdeutlichung noch illustriert.

## 2.2. Interpretation des resultierenden Idealpunktmodells

Das mit RobuPref erstellte Idealpunkt-Modell soll im Folgenden vor allem bezüglich zweier relevanter Punkte evaluiert werden: der Interpretierbarkeit und der Abbildungsgüte der Daten.

Ersteres ist ein grosses Problem beim internen Unfolding, bei dem sehr oft – vor allem bei Datensätzen mit ‚realen‘ Daten – degenerierte Lösungen resultieren. Diese zeichnen sich unter anderem dadurch aus, dass entweder die Idealpunkte oder die Angebote fast alle aufeinander liegen, was eine visuelle Interpretation des Idealpunkt-Modells verunmöglicht. Beim mit RobuPref erstellten Modell (Abbildung 4) dagegen sind die beiden Punktesets gut durchmischt und die Idealpunkte verteilen sich über verschiedene Bereiche der Karte. Wenn man weiss, dass der grösste Teil der sonst relativ heterogenen Stichprobe Studenten oder sonst jüngere Leute waren, kann man die Häufung der Idealpunkte auf der linken Seite nachvollziehen. Die Personen, die bei den drei Ferienangeboten ‚Rheinfahrt‘, ‚Rundreise Irland‘ und ‚Kulturreise Salzburg / Wien‘ positioniert wurden, sind dagegen im Schnitt deutlich älter.

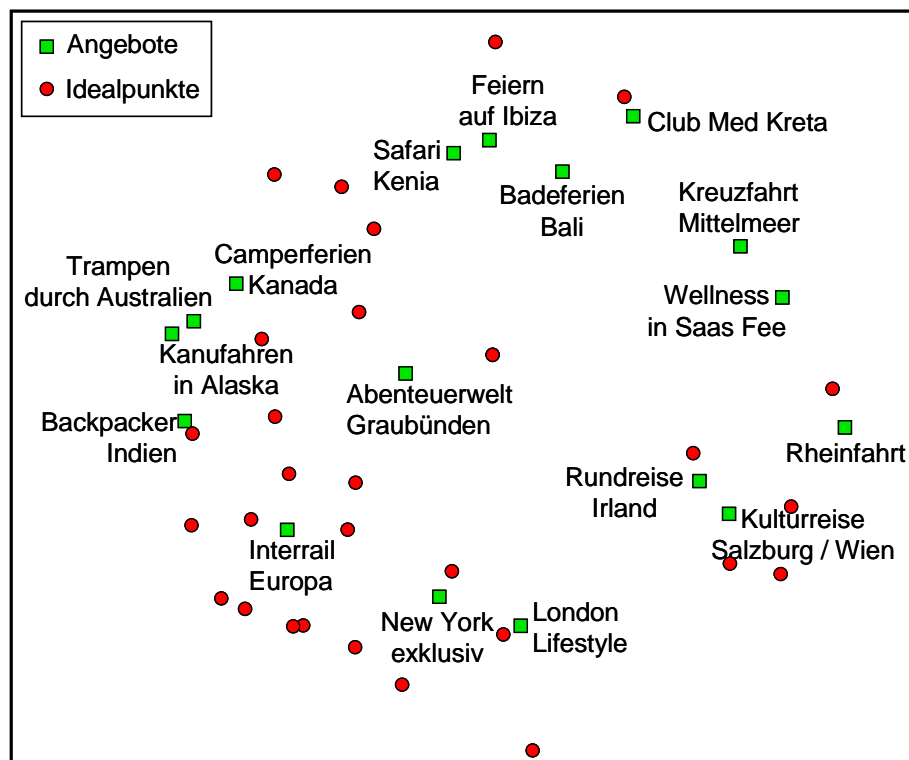


Abbildung 4: Mit RobuPref erstelltes Idealpunkt-Modell der Urlaubsangebote

## 2.3. Alternativer Zugang über das ‚soziale Feld‘

Das RobuPref-Verfahren kann auch von ‚der anderen Seite‘ aufgezogen werden, d.h. statt eine Basiskonfiguration mit Angeboten wird eine Basiskonfiguration mit den Personen

erstellt, und danach die Angebote in dieser Karte platziert – analog zum oben beschriebenen Ablauf. Dieser Zugang mag auf den ersten Blick dem Konzept des Idealpunktes widersprechen, wenn man den Idealpunkt als Platzhalter für ein ideales Produkt oder Angebot in einem von echten Angeboten aufgespannten Feld interpretiert. Doch die ursprüngliche Idee des Unfoldings von Coombs basierte auch auf der Annahme, dass Personen auf bestimmten Dimensionen (z.B. Risikobereitschaft) ein bestimmtes bevorzugtes Level haben und Produkte (z.B. verschiedene Arten von Glücksspielen oder Finanzanlagen) auswählen, die diesem Level entsprechen. Der Zugang über eine von Personen aufgespannte Basiskonfiguration ist aber auch in Einklang mit dem in der deutschen Marktforschung einflussreichen Psychologischen Marktmodell von Spiegel (1961), dass ein von Personen aufgespanntes soziales Feld postuliert, in dem Meinungsgegenstände – seien es Meinungen, Marken, Produkte oder politische Parteien – dort platziert werden, wo sie auf die grösste Zustimmung stossen.

Bei dieser Variante von RobuPref werden also für die Erstellung der Basiskonfiguration paarweise Korrelationen zwischen den Personen berechnet. In der resultierenden Basiskarte liegen Personen, die ähnliche Präferenzen haben, nahe beieinander, Personen mit völlig unterschiedlichen Präferenzen dagegen sind in unterschiedlichen Bereichen der Karte positioniert (Abbildung 5, rote Punkte). Die Dimensionen der Karte werden von den wichtigsten Kriterien aufgespannt, die für die unterschiedliche Präferenz von Ferienangeboten verantwortlich sind, und die Personen aufgrund der bevorzugten Ausprägungen auf diesen Dimensionen positioniert.

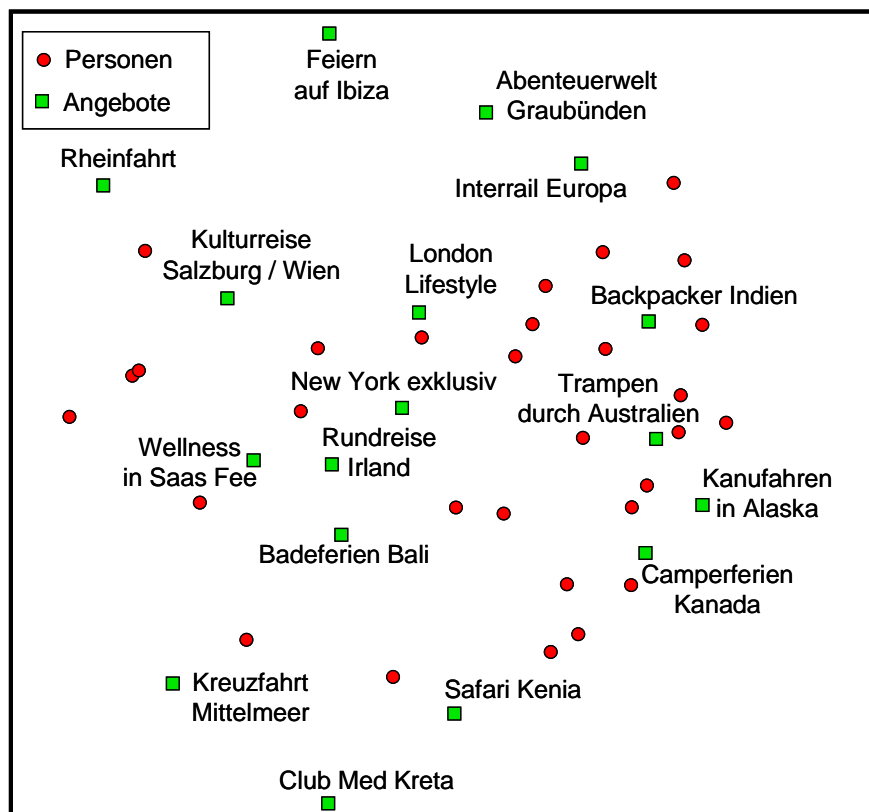


Abbildung 5: RobuPref-Modell mit in die Personenkarte eingefügten Angeboten

Die Einpassung der Angebote in dieses ‚soziale Feld‘ geschieht wie im obigen Ablauf beschrieben, nur dass jetzt die Angebote als zusätzliches Objekt an die Matrix hinzugefügt werden, die auf den Distanzen der Basiskonfiguration basiert, und die Präferenzwerte aller Personen zum jeweiligen Angebot die Proximitäten für dieses Objekt bilden.

Das resultierende Idealpunkt-Modell ist in Abbildung 5 dargestellt. Wiederum sind die beiden Punkte-Sets gut durchmischt. Die Interpretationen des in Abbildung 4 vorgestellten RobuPref-Modells können praktisch unverändert auch für diese Variante übernommen werden. Wiederum befinden sich zum Beispiel die drei Angebote ‚Rheinfahrt‘, ‚Rundreise Irland‘ und ‚Kulturreise Salzburg / Wien‘ bei den eher älteren Personen. Zudem befinden sich Angebote, die allgemein nicht so gut bewertet wurden – wie ‚Feiern auf Ibiza‘ oder ‚Abenteuerwelt Graubünden‘ –, eher ein wenig ausserhalb der Basiskarte, was auch Sinn macht.

Die der Karte zugrunde liegenden Dimensionen könnten zum Beispiel so interpretiert werden, dass links in der Karte eher Personen mit Vorliebe für organisierte Angebote positioniert sind, rechts eher Personen, die ihre Ferien individuell und unabhängig verbringen wollen. Oben befinden sich eher Angebote, die mit Städten, Kultur oder speziellen Aktivitäten zu tun haben, während im unteren Bereich der Karte eher Angebote platziert sind, bei denen das Naturerlebnis zentral ist.

#### *2.4. Weitere Varianten des Verfahrens*

##### *Skalierung der Basiskarten-Distanzmatrix und der angehängten Präferenzwerte*

Das Anpassen der Skalierung der Distanzen zu den angehängten Präferenzwerten ist ein kritischer Punkt, der nicht restlos geklärt werden kann. Neben der oben vorgestellten Methode, die bei Idealskalen-Daten gut zu funktionieren scheint, gibt es für die Analyse anderer Präferenzdaten (z.B. Präferenzratings) die Möglichkeit, sowohl die Distanzen als auch die Präferenzdaten in eine Normalverteilung zu transformieren und sie dann in einer Matrix zusammenzufügen. Die bisherige Erfahrung mit RobuPref hat gezeigt, dass unterschiedliche Skalierungen über einen relativ grossen Bereich ähnliche Ergebnisse liefern, so dass ein pragmatischer Ansatz vertreten werden kann. In einer Studie von Knapp (2003) konnte nachgewiesen werden, dass im Schnitt tiefer bewertete Angebote weiter vom Schwerpunkt der Basiskonfiguration entfernt liegen und über die ganze Stichprobe hoch bewertete Angebote näher im Zentrum liegen. Dieser Effekt wirkt sich auch bei der gewählten Skalierung aus. Sollten also ein Grossteil der Idealpunkte eher am Rand der Basiskonfiguration zu liegen kommen, sollte eine Skalierung in Betracht gezogen werden, die den mittleren Wert der Matrix, an die die jeweiligen Präferenzwerte angehängt werden, im Vergleich zum Mittelwert der Präferenzdaten erhöht.

*Generierung der individuellen Karten basierend auf der ursprünglichen Proximitätsmatrix*

Im Ablauf des RobuPref-Verfahrens wäre es auch denkbar, an Stelle der Distanzen aus der Basiskonfiguration die ihr zugrunde liegenden Proximitäten zu verwenden, d.h. die Proximitätsmatrix mit den Korrelationskoeffizienten entsprechend zu skalieren, an diese Matrix die individuellen Präferenzwerte anzufügen und so die Karten mit den einzelnen Idealpunkten bzw. mit den einzelnen eingefügten Angeboten zu erstellen.

Dieser Ansatz wurde ebenfalls mit den vorliegenden Daten realisiert. Es hat sich gezeigt, dass die Unterschiede zwischen diesen beiden Ansätzen nicht gross sind. Tendenziell ist die Abbildungsqualität beim distanzbasierten Ansatz leicht besser. Der Unterschied liegt in einer signifikant grösseren Abweichung zwischen den Karten bei der Prokrustes-Transformation beim proximitätsbasierten Ansatz. Allerdings wird dieser Unterschied mit der Anzahl der Punkte in der Basiskonfiguration kleiner und scheint keinen grossen Einfluss auf die Qualität der Positionierung der Idealpunkte zu haben.

*Verwendung einer auf Ähnlichkeitsurteilen basierten Grundkonfiguration*

Natürlich besteht beim RobuPref-Verfahren auch die Möglichkeit, für die Erstellung der Basiskonfiguration einen zweiten Datensatz - meistens paarweise Ähnlichkeitsurteile zwischen den Angeboten - zu verwenden. Diese Vorgehensweise entspricht dann dem externen Unfolding. Allgemein sind bei diesem Vorgehen aber immer Bedenken angebracht, ob die für die Ähnlichkeitsurteile verwendeten Kriterien die gleichen sind, die auch bei den Präferenzen eine Rolle spielen (Ryf & Läge, 2002).

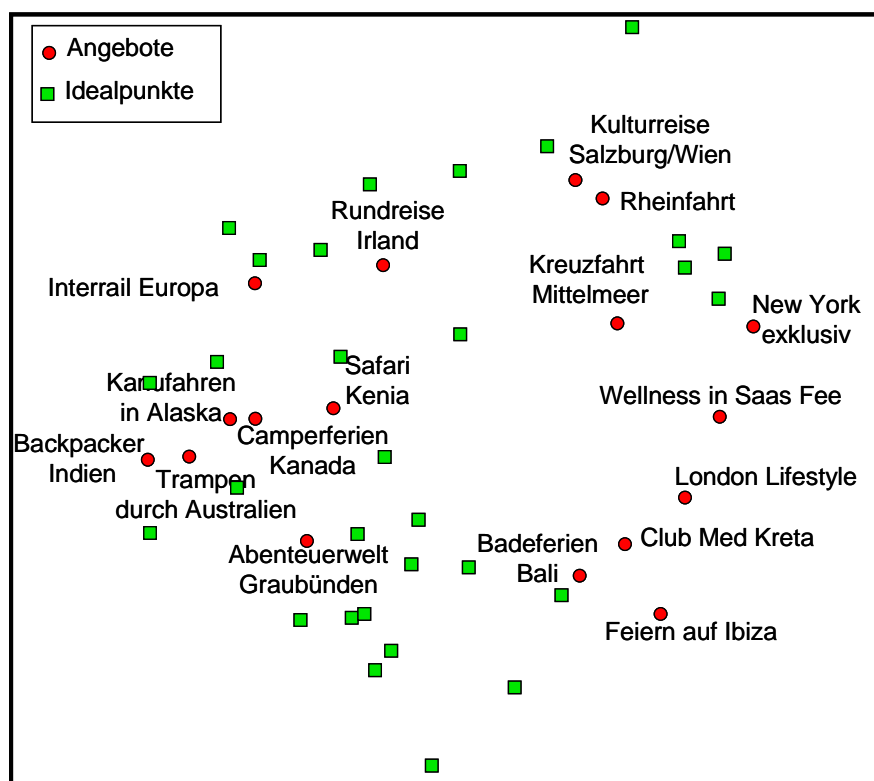


Abbildung 6: Mit RobuPref erstelltes Idealpunkt-Modell mit einer ähnlichkeitsbasierten Basiskonfiguration

In Abbildung 6 ist das resultierende Idealpunkt-Modell abgebildet. Die Idealpunkte verteilen sich wiederum gut in der Karte. Viele inhaltliche Interpretationen, die schon für die beiden vorher vorgestellten Idealpunkt-Modelle gemacht wurden, treffen wieder zu. Allerdings finden sich auch einige Unterschiede: zum Beispiel hat es im Bereich des Urlaubsangebots ‚London Lifestyle‘ keinen einzigen Idealpunkt. Wie gut dieses Modell im Vergleich mit den anderen Modellen bezüglich der Abbildungsgüte abschneidet, wird weiter unten besprochen.

### 3. Vergleich mit traditionellen Idealpunkt-Verfahren

#### 3.1. Internes Unfolding

Als Algorithmus für eine klassische nonmetrische interne Unfolding-Analyse wurde MINIRSA (Roskam, 1973) verwendet. Die Analyse der Präferenzdaten zu den Urlaubsangeboten ergab eine Konfiguration (Abbildung 7), die kaum zu interpretieren ist, da sich die meisten Idealpunkte in der Mitte ansammeln und die Angebote auf einem Kreis um diese Idealpunkte angeordnet sind. So lässt sich nur schwer sagen, welche Person welches Angebot vorziehen würde.

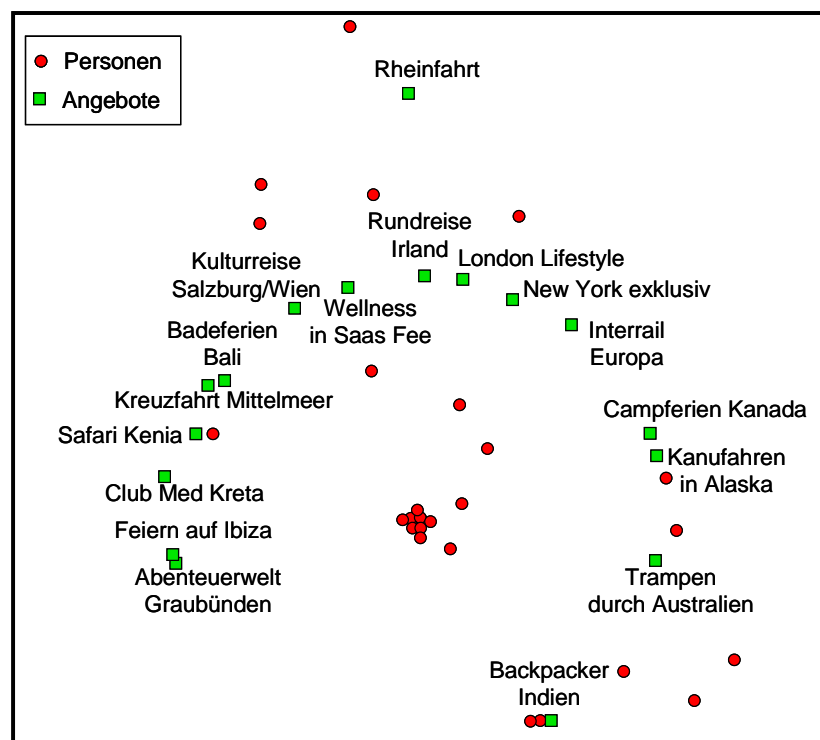


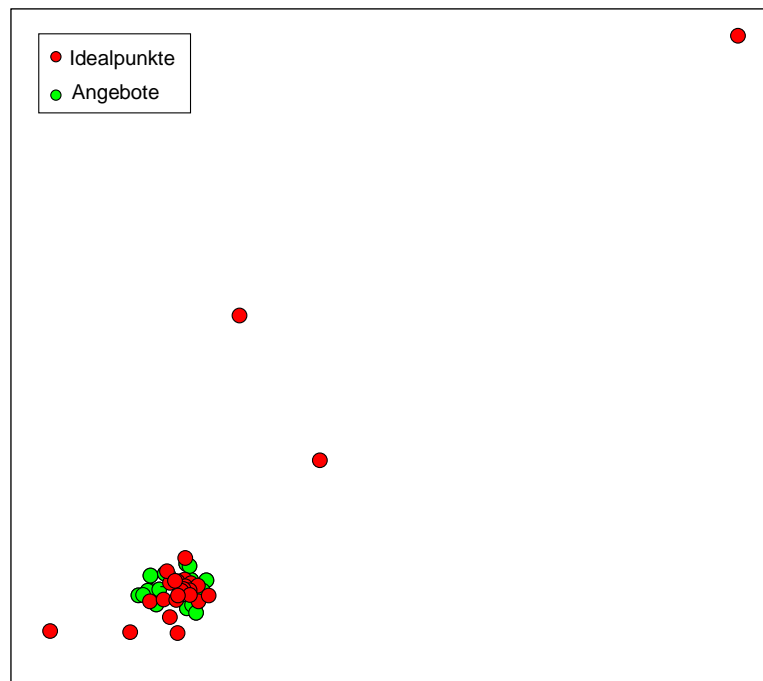
Abbildung 7: Die degenerierte Lösung einer internen Unfolding-Analyse

Solche degenerierte Lösungen kommen sehr häufig bei der internen Unfolding-Analyse von realen Daten vor und sind zum Teil noch stärker ausgeprägt als in diesem Beispiel. Zwar weisen Van Deun, Groenen, Heiser, Busing, & Delbeke (2005) darauf hin, dass degenerierte Unfolding-Lösungen an sich nicht falsch sind (die Abbildungsgüte der Daten ist durchaus vorhanden, wie weiter unten noch gezeigt werden wird) und sie mit den geeigneten Methoden auch interpretiert werden können. Doch entfernen sie sich mit

ihrem ziemlich komplizierten Analyse-Ansatz weit von der zentralen Idee der Idealpunkt-Modelle, der intuitiven Interpretation und der übersichtlichen Darstellung von komplexen Datensätzen.

### 3.2. Externes Unfolding

Für das externe Unfolding wurde die Punktregression (Carroll, 1972) angewendet, wie sie in Phase III von PREFMAP3 (Meulman, Heiser & Carroll, 1986) implementiert ist. Da die externe Unfolding-Analyse eine vorgegebene Konfiguration erfordert<sup>2</sup>, wurde dazu die aufgrund der Ähnlichkeitsurteile zu den Urlaubsangeboten erstellte RobuScal-Lösung verwendet. Zusätzlich wurde auch noch Analysen mit den beiden auf den Korrelationen der Präferenzen beruhenden Basiskonfigurationen durchgeführt. Da die drei aus der externen Unfolding-Analyse resultierenden Idealpunkt-Modelle bezüglich ihrer Interpretation (und vor allem deren Schwierigkeit) ähnlich zu bewerten sind, wird hier nur die Konfiguration dargestellt, die auf der Ähnlichkeitskarte aufsetzt.



**Abbildung 8: Idealpunkt-Modell für die Urlaubsangebote mit Punktregression**

Abbildung 8 zeigt die gesamte Konfiguration. Wie unschwer zu erkennen ist, sind die Idealpunkte einiger Personen weit ausserhalb der Basiskarte positioniert worden und können nicht interpretiert werden. Um mehr erkennen zu können, werden in Abbildung 9 die grössten Ausreisser weggelassen. Zusätzlich sind in dieser Abbildung einiger der Idealpunkte noch als Anti-Idealpunkte (Carroll, 1980) markiert. Die Punktregression lässt nämlich auch solche Anti-Ideale zu, die folgendermassen interpretiert werden müssen: je näher ein Angebot bei einem solchen Anti-Idealpunkt liegt, desto weniger wird das Angebot von der betreffenden Person präferiert. Dies erschwert die Interpretation der

<sup>2</sup> In PREFMAP3 ist allerdings die Option einer quasi-internen Unfolding-Analyse implementiert.

resultierenden Karte nochmals beträchtlich. Aber auch sonst ist die Interpretation der Karte schwierig, da die meisten Idealpunkte in einem Bereich liegen, wo es gar keine Angebote hat.

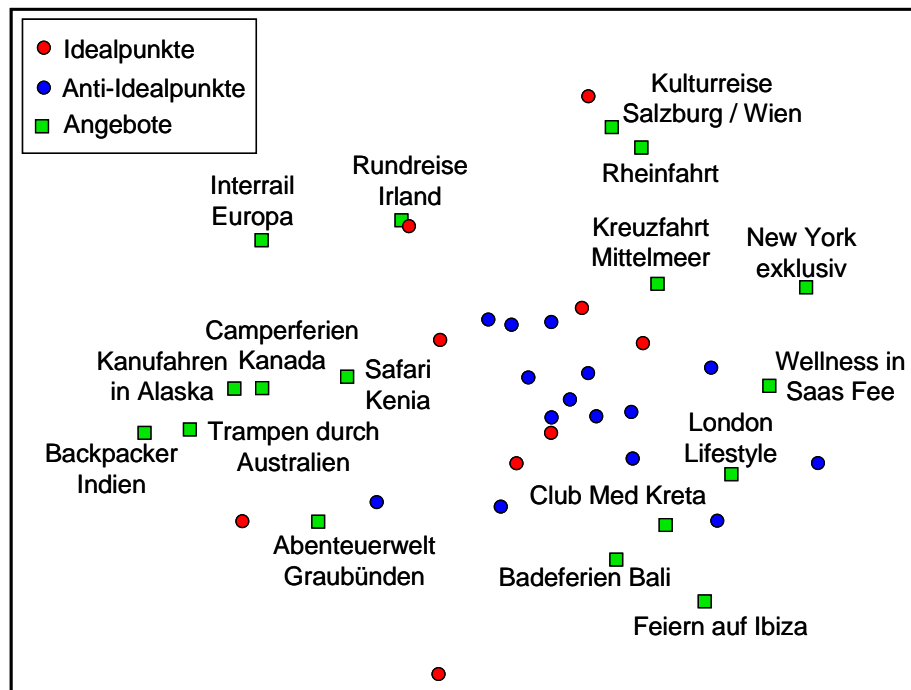


Abbildung 9: Ausschnitt aus der mit Punktregression erstellten Konfiguration

#### 4. Vergleich der Abbildungsgüte der vorgestellten Verfahren

Die Abbildungsgüte der mit den verschiedenen Verfahren erstellten Modelle soll per Korrelation der Distanzen im Idealpunkt-Modell mit den Präferenzwerten quantifiziert werden. Dies geschieht sowohl auf der Ebene der Personen als auch der Angebote. Wie gut die Präferenzen einer Person durch ihren Idealpunkt repräsentiert werden, wird durch die Höhe der Korrelation der individuellen Präferenzwerte mit den Distanzen des entsprechenden Idealpunktes zu den Angeboten angezeigt. Gleichzeitig wird diese Analyse aber auch für die Angebote durchgeführt: Wie gut stimmen die Distanzen eines Angebotes zu den Idealpunkten mit den Präferenzwerten der Personen zu diesem Angebot überein? Es wird also für jede Person und jedes Angebot eine Korrelation für die jeweilige Repräsentation im Idealpunkt-Modell berechnet. Die jeweils gemittelten Werte ergeben zwei Gütemasse, die anzeigen, wie gut in der betreffenden Konfiguration die Relationen aus der Tabelle mit den Präferenzwerten abgebildet sind. Der Grund für die zwei Gütemasse ist der Gedanke, dass ein gut interpretierbares Modell sowohl aus der Sicht der Idealpunkte (also der Personen) als auch aus der Sicht der Angebote gelesen werden kann.

In Tabelle 1 sind die so erhaltenen Gütemasse getrennt nach Verfahren und verwendeter Basiskonfiguration aufgestellt. Die beste Abbildungsqualität hat sowohl aus der Sicht der Personen als auch der Angebote ein mit RobuPref erstelltes Modell. Während bei Korrelation der Präferenzen der Personen das Gütemass aus der Sicht der Personen am



besten ist, ist bei der paarweisen Korrelation der Angebote das Gütemass der Angebote am höchsten. Dies kann so erklärt werden, dass bei diesen zwei Ansätzen die Gewichtung jeweils auf eine der beiden Seiten gelegt wird. Aber auch die jeweils anderen Gütemasse bei diesen zwei Verfahren haben noch eine einigermaßen akzeptable Höhe. Bei der auf den Ähnlichkeiten basierenden Basiskonfiguration ist keines der beiden Gütemasse besonders hoch, vor allem das Gütemass für die Personen ist ziemlich niedrig. Dies könnte damit erklärt werden, dass die Kriterien bei der Beurteilung der Ähnlichkeiten der Ferienangebote möglicherweise nur eine untergeordnete Rolle bei der Präferenzbildung spielen.

**Tabelle 1: Gütemasse für die vorgestellten Verfahren bei Anwendung auf den Urlaubsangebot-Datensatz**

Verfahren	Basiskonfiguration	Gütemass für Personen	Gütemass für Angebote
RobuPref	<i>Korrelation Angebote</i>	0.58	0.61
	<i>Korrelation Personen</i>	0.75	0.55
RobuPref-Variante	<i>Ähnlichkeit Angebote</i>	0.42	0.55
Punktregression	<i>Korrelation Angebote</i>	0.63	-- <sup>2</sup>
	<i>Korrelation Personen</i>	-- <sup>2</sup>	0.59
	<i>Ähnlichkeit Angebote</i>	0.57	-- <sup>2</sup>
Internes Unfolding	-- <sup>1</sup>	0.65	0.40

1) Keine Basiskonfiguration nötig; 2) Berechnung der Korrelation nicht sinnvoll

Bei der Punktregression liegen die Gütemasse für alle drei Basiskonfigurationen im Bereich oder leicht unter den Werten für die beiden korrelationsbasierten RobuPref-Verfahren. Zu den schon vorher vorgestellten Problemen bei der Interpretation kommt bei den mit Punktregression erstellten Idealpunkt-Modellen noch hinzu, dass die Lösungen aus der Sicht der nicht mit Punktregression eingepassten Objekte nicht interpretierbar sind. So ist zum Beispiel nicht anzunehmen, dass bei einem weit ausserhalb der Basiskonfiguration mit den Angeboten positionierten Idealpunkt die entsprechende Person bei allen Angeboten die letzte wäre, die dieses Angebot wählen würde.

Auch beim internen Unfolding zeigt sich, dass eine schlecht interpretierbare Lösung nicht unbedingt mit einer schlechten Abbildungsgüte der Daten zusammengehen muss. Die Anordnung der Punkte in dem aus der internen Unfolding-Analyse erstellten Idealpunkt-Modell entspricht schon in etwa den Relationen in den Präferenzwerten, doch kann man das von Auge unmöglich erkennen. Aber auch diese Gütemasse fallen im Vergleich mit dem RobuPref-Verfahren mit dem Zugang über das ‚soziale Feld‘ (Korrelationen Personen) deutlich ab.

Zusammenfassend sprechen sowohl die Abbildungsgüte, aber vor allem auch die Interpretierbarkeit der Lösungen für den Einsatz des RobuPref-Verfahrens. Dabei scheint

das Verfahren, über Korrelation der Präferenzen für alle Personenpaare eine Basiskarte des ‚sozialen Feldes‘ zu erstellen und in diese dann die Angebote zu platzieren, am erfolgsversprechendsten zu sein. Dies kann auch damit zu tun haben, dass die Robustheit des RobuScal-Algorithmus mit einer grösseren Anzahl der zu skalierenden Items stärker zu tragen kommt. Deshalb ist dieses Vorgehen in Fällen vorzuziehen, wo die Zahl der Personen die der zu bewertenden Angebote, Produkte oder Marken übersteigt – wie dies meistens der Fall ist.

## 5. Fazit

Mit dem RobuPref-Verfahren existiert eine Alternative zu den bisherigen Unfolding-Verfahren, welche bei realen Daten oft unbefriedigende Lösungen liefern. RobuPref zeichnet sich auch bei komplexen Datensätzen durch gut interpretierbare Lösungen bei einer akzeptablen Abbildungsgüte aus. Zwar sind die Werte nicht so überragend, dass von einer perfekten Abbildung gesprochen werden kann, doch im Vergleich mit den traditionellen Verfahren mehr als befriedigend.

Das RobuPref-Verfahren wurde bereits bei zahlreichen anderen Präferenzdatensätzen erfolgreich angewendet – zum Beispiel bei Untersuchungen zu Musikpräferenzen (siehe Kapitel 6) oder lifestyle-relevanten Märkten (siehe Kapitel 11). Wünschenswert wäre eine ausgeweitete systematische Analyse dieses Verfahrens an verschiedenen Präferenzdatensätzen.

## 6. Literaturreferenzen

- Busing, F. M. T. A., Groenen, P. J. F. & Heiser, W. J. (2005). Avoiding degeneracy in multidimensional unfolding by penalizing on the coefficient of variation. *Psychometrika*, 70, 71-98.
- Carroll, J. D. (1972). Individual differences and multidimensional scaling. In R. N. Shepard, A.K. Romney, & S. Nerlove (Eds.), *Multidimensional scaling: Theory and applications in the behavioral sciences* (Vol. I, pp. 105-155). New York: Seminar Press.
- Carroll, J. D. (1980). Models and methods for multidimensional analysis of preferential choice (or other dominance) data. In E.D.Lantermann & H.Feger (Eds.), *Similarity and Choice* (pp. 234-289). Bern: Hans Huber.
- Coombs, C. H. (1950). Psychological scaling without a unit of measurement. *Psychological Review*, 57, 148–158.
- Coombs, C. H. (1964). *A theory of data*. London: Wiley.

- Delbeke, L. (1968). *Construction of preference spaces: An investigation into the applicability of multidimensional Scaling models*. Leuven: Leuvense Universitaire Uitgaven.
- Knapp, R. (2003). *Ein auf Präferenzdaten basierendes Konsumentenmodell für den Musikmarkt*. Lizentiatsarbeit am Psychologischen Institut der Universität Zürich.
- Läge, D. (2001). *Ähnlichkeitsbasierte Diagnostik von Sachwissen*. Habilitationsschrift an der Philosophischen Fakultät der Universität Zürich.
- Läge, D., Daub, S., Bosia, L., Jäger, C. & Ryf, S. (2005). Die Behandlung ausreisserbehafteter Datensätze in der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung - Relevanz, Problemanalyse und Lösungsvorschlag. *Forschungsberichte aus der Angewandten Kognitionspsychologie Zürich, Nr. 21*. Zürich: Universität Zürich.
- Meulman, J., Heiser, W. J. & Carroll, J. D. (1986). *How to use PREFMAP3*. Unpublished manuscript, AT&T Bell Laboratories, Murray Hill, NJ.
- Roskam, E. E. (1973). *Fitting ordinal relational data to a hypothesized structure*. Technical Report #73MA06. Nijmegen, The Netherlands, Catholic University.
- Ruggle, M., Ryf, S. & Läge D. (2006). Die zeitliche Stabilität von Markenpräferenzen. In B. Gula, R. Alexandrowicz, S. Strauß, E. Brunner, B. Jenull-Schiefer & O. Vitouch (Hrsg.), *Perspektiven psychologischer Forschung in Österreich. Proceedings zur 7. Wissenschaftlichen Tagung der Österreichischen Gesellschaft für Psychologie* (S. 101-106). Lengerich: Pabst.
- Ryf, S. & Läge, D. (2002). Eignen sich Ähnlichkeitsurteile zur Produktpositionierung? In E. van der Meer, H. Hagendorf, R. Beyer, F. Krüger, A. Nuthmann & S. Schulz (Hrsg.), *43. Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychologie* (S.428-429). Lengerich: Pabst.
- Spiegel, B. (1961). *Die Struktur der Meinungsverteilung im sozialen Feld: Das psychologische Marktmodell*. Bern: Huber.

## 9 DBC-Maps: Berechnung und Visualisierung von Verteilungen in NMDS-Karten

Nonmetrische Multidimensionale Skalierung (NMDS) ist eine Methode zur Visualisierung und Analyse von Beziehungen zu Objekten zueinander. Dabei werden Proximitätswerte (Ähnlichkeiten oder Unterschiede) zwischen allen Paaren eines Sets von Objekten so in einer geometrischen Konfiguration abgebildet, dass die Distanzen in der resultierenden Konfiguration bestmöglich den Relationen in den Proximitäten entsprechen. Diese Konfiguration kann auf einer, zwei, drei, vier oder noch mehr Dimensionen basieren.

In der Forschungspraxis ist nun aber so, dass meistens zweidimensionale Konfigurationen verwendet werden. Das liegt zum einen daran, dass sich diese in Form einer Karte besser darstellen und interpretieren lassen als Konfigurationen mit drei oder noch mehr Dimensionen. Zum anderen hat die Erfahrung gezeigt, dass eine zwei- oder dreidimensionale Lösung – zumindest bei psychologischen Daten – meistens ausreicht, um den Daten gerecht zu werden. Schon aus Gründen der kognitiven Kapazität ist es kaum möglich, mehr unabhängige Faktoren bei der Bildung von Ähnlichkeits- oder Präferenzurteilen zu berücksichtigen.

Die resultierenden Karten können entweder subjektiv interpretiert oder mit Hilfe von Verfahren wie der Clusteranalyse oder des Property Fittings analysiert werden. Es können auch Joint Space Maps erstellt werden (siehe Kapitel 7 und 8), bei denen ein zweites Set von Objekten in die Karte eingefügt wird. In der Marktpsychologie sind dies meistens Idealpunkte der Konsumenten, die in eine Karte eines Marktbereiches mit verschiedenen Angeboten, Produkte oder Marken eingefügt werden. Dabei werden die Punkte so eingefügt, dass die Einstellungen der Konsumenten zu den Angeboten möglichst gut abgebildet werden, d.h. dass die Distanzen des Idealpunktes zu einem Angebot größer sein sollte, je schlechter dieses von der jeweiligen Person bewertet wurde.

Dieses Vorgehen ist nicht ohne Probleme. Zum einen ist die optimale Positionierung der Idealpunkte nicht einfach zu bewerkstelligen, da oft die mathematisch optimale Position kaum zu interpretieren ist (siehe Kapitel 8)<sup>1</sup>. Zum anderen gibt es auch konzeptionelle Probleme: das Prinzip des Idealpunktes funktioniert nur, wenn in der Karte auch Dimensionen enthalten sind, auf denen Personen jeweils eine ideale Ausprägung angeben könnten. Oft sind aber NMDS-Lösungen eher kategorien-basiert oder auf den Dimensionen gibt es mehrere, vom Kontext abhängige Idealpunkte, wie es zum Beispiel bei Präferenzen zu Erfrischungsgetränken (siehe Kapitel 5) oder Musikpräferenzen

---

<sup>1</sup> Wobei scheinbar auch die mathematische Berechnung der optimalen Position der Idealpunkte Probleme bereitet, wie die Ergebnisse von Ryf und Läge (siehe Kapitel 8) nahe legen. Sie erhalten mit einem nicht-mathematischen Verfahren gut interpretierbare Idealpunkt-Modelle, die zum Teil auch bezüglich des mathematischen Kriteriums der Abbildungsqualität besser sind als auf Punktregression basierende Modelle.

(Thoma, Ryf, Ehlert & Nater, 2006) der Fall ist, wenn diese nicht getrennt nach Kontext oder Situation erhoben werden.

In dieser Arbeit soll ein Verfahren vorgestellt werden, dass der Berechnung und anschließende Visualisierung von Verteilungen in NMDS-Karten dient: das verteilungsbasierte Einfärben (distribution-based coloring) von Karten, kurz DBC-Verfahren. Dieses kann vor allem auch dann angewendet werden, wenn bezüglich der Verwendung von Idealpunkt-Modellen Bedenken angebracht sind.

Im Folgenden wird zuerst die technische Realisierung der Verteilungsberechnung und Visualisierung in den Karten vorgestellt. Danach werden zwei konkrete Anwendungen des Verfahrens gezeigt.

## 1. Das DBC-Verfahren

### *1.1. Datengrundlage*

Die Bedingungen für die Durchführung einer DBC-Analyse sind analog derjenigen für ein externes Unfolding: Es wird eine Basiskarte benötigt, die mittels klassischer Verfahren der Multidimensionalen Skalierung erstellt wurde (siehe auch Kapitel 2), und die eine visuelle Repräsentation eines Bereiches darstellt. Zusätzlich muss ein Datensatz in Form einer 2W2M-Tabelle vorhanden sein, z.B. eine Tabelle mit Präferenzurteilen, die Personen über die in der Karte enthaltenen Objekte (meistens Produkte, Angebote oder Marken) abgegeben haben<sup>2</sup>.

### *1.2. Mathematische Konzeption*

Das Prinzip der Verteilungsberechnung soll am Beispiel einer Person dargestellt werden. Für alle weiteren im Datensatz repräsentierten Personen wird die Berechnung sequentiell in gleicher Weise durchgeführt.

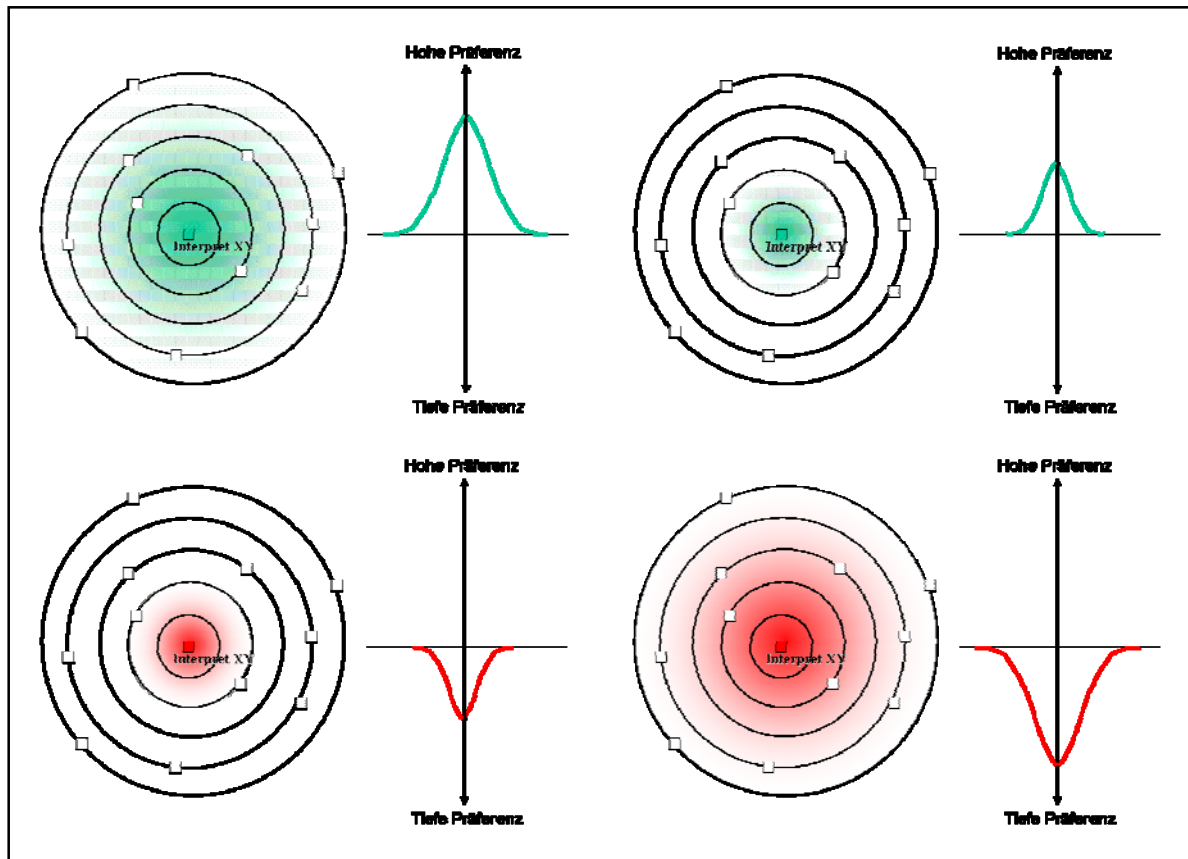
Die Präferenzurteile der Person werden in einem ersten Schritt z-transformiert, so dass die Werte für Objekte, die diese Person eher hoch bewertet hat, positiv sind, die der anderen negativ. Angenommen wird, dass das Objekt XY an seiner Position in der Karte eine Ausstrahlung aussendet, die von der Höhe der für dieses Objekt angegebenen Präferenz abhängig ist (Abbildung 1). Wurde es sehr hoch bewertet, strahlt diese Ausstrahlung sehr weit positiv aus, wurde es leicht überdurchschnittlich bewertet, weniger weit. Bei einer schlechten Bewertung dagegen ist die Ausstrahlung negativ, wiederum abhängig von der Stärke der Ablehnung.

Dieses Prinzip der Ausstrahlung gilt für jedes Objekt in der Basiskarte (sofern für jedes ein Präferenzurteil abgegeben wurde). Es besteht somit auch die Möglichkeit, dass im

---

<sup>2</sup> Denkbar wäre auch andere Daten wie zum Beispiel Ausprägungen der in der Karte platzierten Objekte auf verschiedenen Merkmalsdimensionen, doch gehen wir im Folgenden von der wohl häufigsten Anwendung mit Präferenzwerten aus.

gleichen Bereich liegende Objekte sich gegenseitig verstärken oder ihre Ausstrahlung kompensieren.



**Abbildung 1: Illustration des Prinzips der präferenzabhängigen Ausstrahlung**

Bevor aber für jeden Punkt in der Karte die insgesamt resultierende Strahlung bestimmt werden kann, müssen für diese Berechnung einige Parameter festgelegt werden.

### 1.3. Parameter und Optionen des Berechnungsmodells

#### Verteilungsfunktion

In Abbildung 1 ist zur Illustration der Verteilungsfunktion eine Normalverteilung verwendet worden. Doch eigentlich könnte jede Funktion verwendet, die mit steigender Distanz zum Ursprung monoton fallend ist. Die Wahl kann zum einen von Überlegungen zur Plausibilität abhängig gemacht werden. Eine lineare Funktion ist zum Beispiel nicht so plausibel, weil bei ihr irgendwann ein Nullpunkt der Ausstrahlung erreicht ist und sich danach mit zunehmender Distanz nichts mehr ändert. Ausserdem gäbe es bei Verwendung einer linearen Funktion viele abrupte Übergänge in der resultierenden Verteilung. Zum anderen sind eventuell Informationen über den zu erwartenden Verlauf vorhanden. Im später dargestellten Beispiel mit den Konsumwahrscheinlichkeiten ist dies beispielsweise der Fall.

Allerdings hat die Erfahrung gezeigt, dass Änderungen in der Verteilungsfunktion in einem gewissen Bereich nur einen kleinen, kaum wahrnehmbaren Einfluss auf die resultierenden eingefärbten Karten haben.

#### *Verteilungsbreite*

Einen deutlich grösseren Einfluss auf die resultierenden DBC-Maps hat der Parameter Verteilungsbreite. Darunter kann man sich ein Mass für die allgemeine Ausstrahlungsstärke in der Karte vorstellen. Wie gross soll also der Bereich sein, in den die Objekte ausstrahlen (natürlich immer auch noch abhängig vom jeweiligen Präferenzwert)? Auch diese Frage ist nicht einfach zu klären. Am pragmatischsten ist wahrscheinlich der Ansatz, dies von der Zielsetzung der DBC-Analyse abhängig zu machen: Will man eine grobe Kategorisierung? Dann wählt man eine grosse Verteilungsbreite. Will man auch die Feinheiten in der DBC-Karte sichtbar machen? Dann eine kleine. Im weiter unten dargestellten Beispiel mit der Karte der Musikinterpreten wird die Auswirkung von Änderungen dieses Parameters dargestellt.

#### *Unipolares vs. bipolares Modell*

In Abbildung 1 ist ein bipolarer Ansatz illustriert, d.h. die Ausstrahlung eines Objektes kann auch negativ sein und somit möglicherweise die positive Ausstrahlung eines Objektes, das in seinem Strahlungsbereich liegt, reduzieren, d.h. gegenseitige Kompensation ist in diesem Modell möglich.

Im unipolaren Fall dagegen gibt es nur positive Ausstrahlung, d.h. es kommt zu keiner Kompensation, nur zur gegenseitigen Verstärkung. Bei diesem Modell ist der Einfluss der negativ bewerteten Objekte sehr gering. Im weiter unten dargestellten Beispiel mit den Konsumwahrscheinlichkeiten wird ein solches Modell zum Einsatz kommen.

#### *1.4. Visualisierung durch Farbverteilung*

Sind alle Parameter des Berechnungsmodells festgelegt, wird nun für jede Position die resultierende Strahlung berechnet. Die Strahlungsverteilung wird schliesslich durch Einfärbung jedes Punktes (korrekterweise eigentlich jedes Pixels) der Karte visualisiert. Je grüner, desto grösser die positive Strahlung; je röter, desto negativer die Strahlung (bei Anwendung des bipolaren Modells). Die Färbung wird jeweils am Punkt mit der maximalen positiven bzw. negativen Strahlung normiert.

Wie die Resultate dieses Verfahrens am konkreten Beispiel aussehen und was für eine Rolle die Parameter spielen, soll im Folgenden dargestellt werden.

## **2. Präferenzverteilungen in einer Musikinterpreten-Karte**

Im Folgenden wird das DBC-Verfahren angewandt auf eine Karte des Musikmarktes, in der 183 Interpreten positioniert sind (zur Interpretation der Karte siehe Kapitel 13). 203

Teilnehmer einer Web-Befragung haben zu denjenigen dieser Musikinterpreten Präferenzurteile abgegeben, die sie gut genug kannten, um sie bewerten zu können. Für die Berechnung der DBC-Maps wurde die Normalverteilung als Verteilungsfunktion gewählt und das bipolare Modell wurde angewendet. In Abbildung 2 ist als Beispiel eine resultierende Karte für die Präferenzwerte einer Person abgebildet.

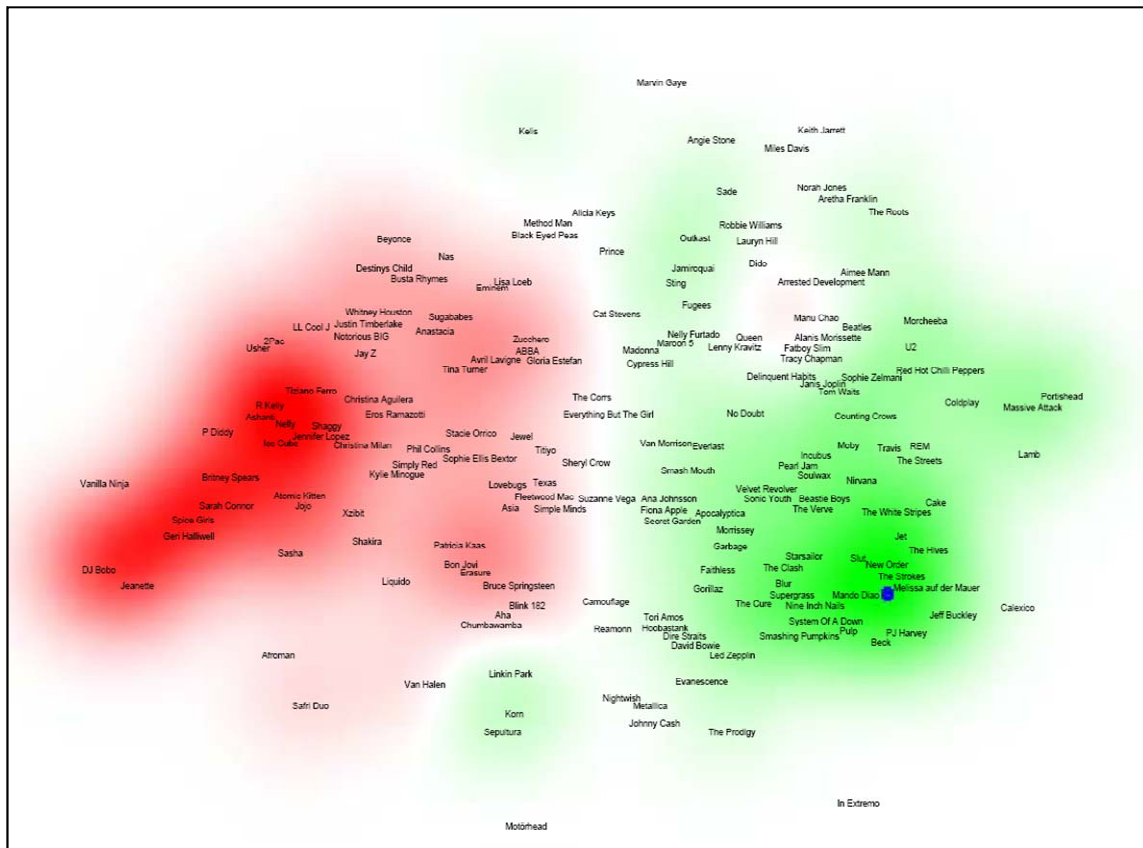


Abbildung 2: Beispiel einer DBC-Map für den Musikbereich

### 2.1. Interpretation der DBC-Maps

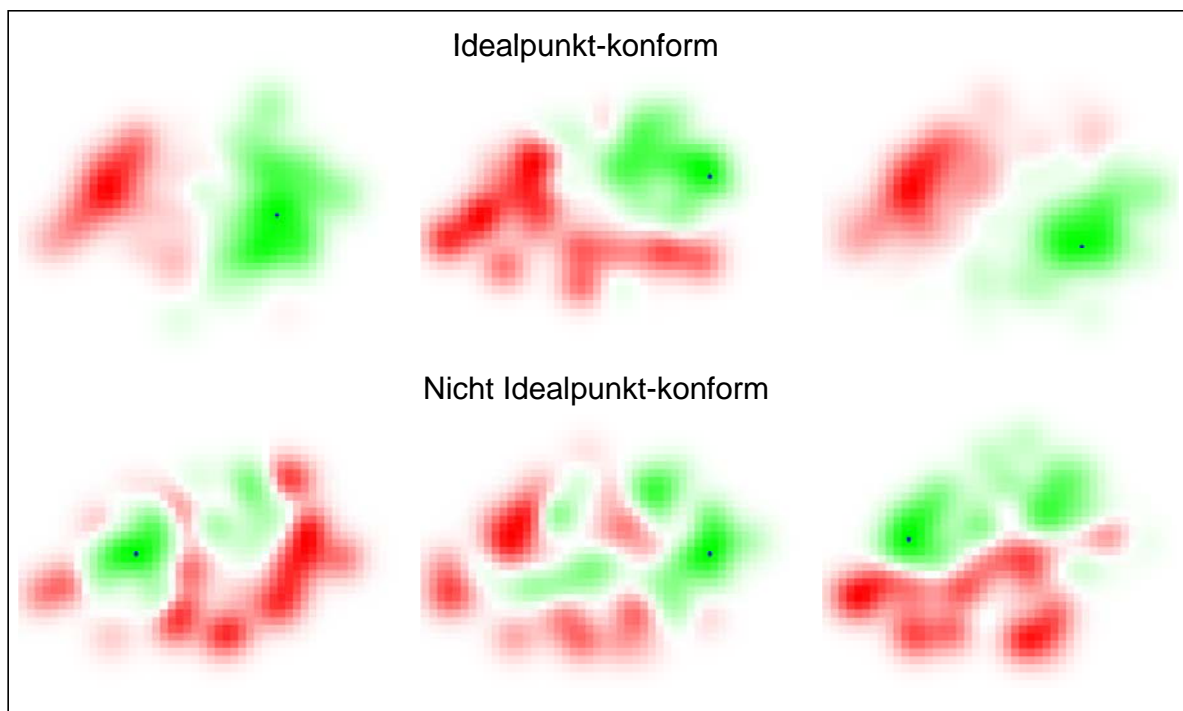
In dem Beispiel sind deutlich Gebiete mit hoher Präferenz (rechts, grün) und Gebiete mit hoher Ablehnung (links, rot) erkennbar. Es ist auch klar zu erkennen, dass in einigen Gebieten die Ablehnung bzw. die Präferenz etwas weniger stark ist. Weiße Bereiche sind neutrale Bereiche, in denen die Interpreten entweder durchschnittlich bewertet wurden oder unbekannt waren. Der blaue Punkt in der Karte markiert die Stelle der höchsten positiven Strahlung.

Wenn die Person, für die die Karte erstellt wurde, in den grünen Bereichen Interpreten entdeckt, die sie noch nicht kennt, könnte es sich für sie lohnen, sich diese mal anzuhören, da die Wahrscheinlichkeit gross ist, dass diese ihr gefallen würden. Von den unbekannten Künstlern in den (dunkel)roten Bereichen ist dagegen eher zu erwarten, dass die Person sie nicht so gut finden würde, also muss sie dort gar nicht erst suchen.



## 2.2. Verträglichkeit der Verteilungen mit dem Idealpunkt-Modell

Mit dem DBC-Verfahren kann jetzt auch visuell exploriert werden, ob die Präferenz idealpunkt-konform verteilt ist. Nimmt die Verteilung von einem Zentrum her mehr oder weniger monoton ab, und dies in alle Richtungen gleich stark? Dann könnten die Präferenzen der jeweiligen Person auch durch einen Idealpunkt repräsentiert werden (wie es für das Beispiel in Abbildung 2 denkbar wäre). Sind dagegen grüne und rote Flächen durchmischt, oder dehnt sich der grüne Bereiche in eine Richtung deutlich mehr aus, verträgt sich dies nicht mit dem Idealpunkt-Modell. In Abbildung 3 sind je drei Beispiele von individuellen DBC-Maps abgebildet, bei denen die Präferenzverteilung der jeweiligen Personen relativ gut (oben) oder kaum (unten) durch einen Idealpunkt repräsentiert werden könnten.



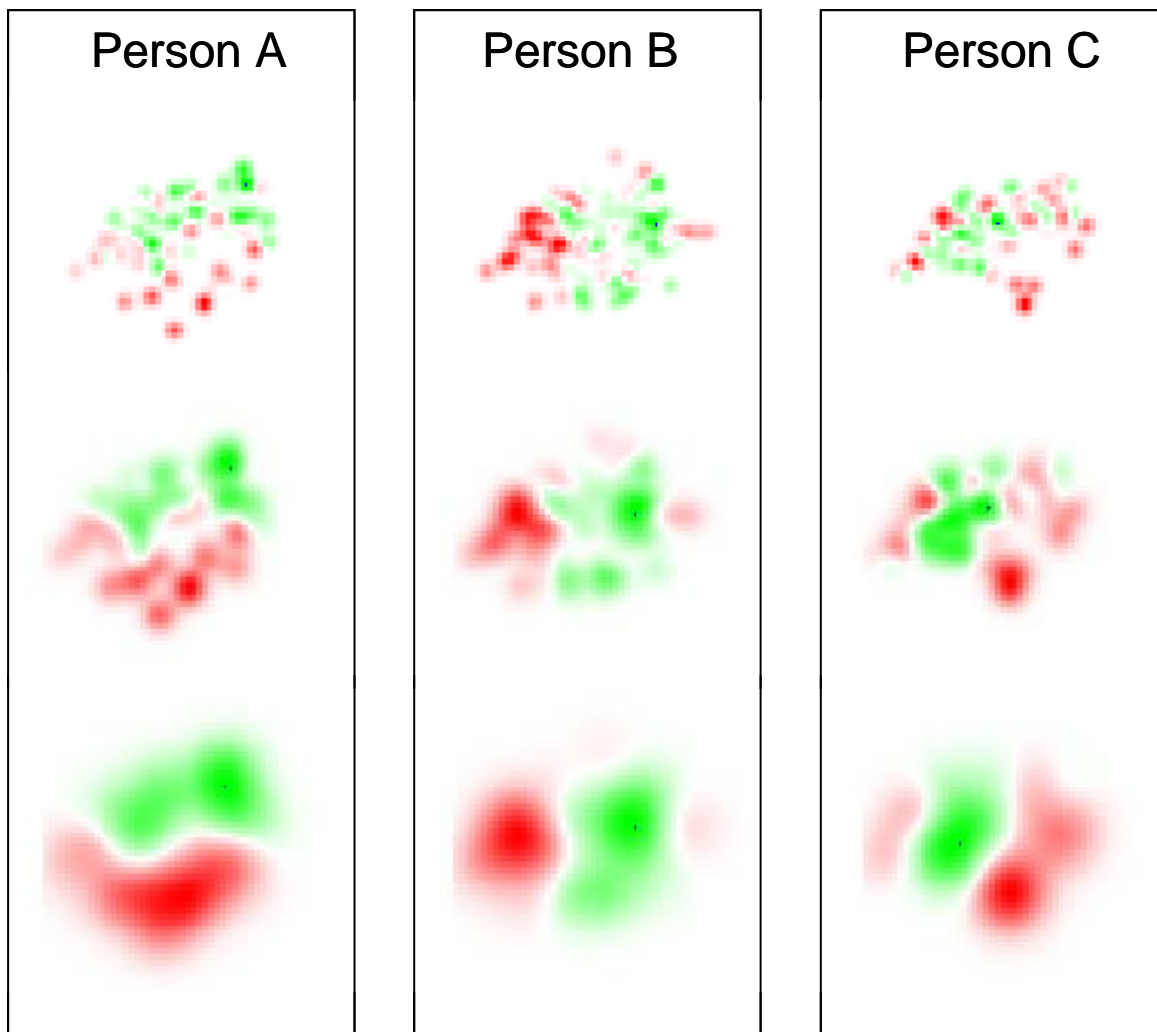
**Abbildung 3: Verträglichkeit mit Idealpunkt-Modell für sechs individuelle Karten**

Bei Betrachtung aller 203 individuellen DBC-Maps scheinen die Anzahl der nicht idealpunkt-konformen Karten zu überwiegen. Dies könnte zu einem damit erklärt werden, dass die Struktur des Musikmarktes stärker auf Kategorien als Dimensionen basiert. Zum anderen gibt es Befunde, dass die Musikpräferenzen je nach Situation und Kontext variieren können. Zum Beispiel kann die gleiche Person in unterschiedlichen emotionalen Situationen völlig unterschiedliche Musik bevorzugen (Thoma et al., 2006).

## 2.3. Einfluss des Parameters Verteilungsbreite

Wie schon erwähnt hat die Festlegung der Verteilungsbreite einen grossen Einfluss auf die Berechnung der Werte und somit das Aussehen der DBC-Maps. Um die Wirkung von unterschiedlichen Werten dieses Parameters zu illustrieren, sind in Abbildung 4 die

Präferenzverteilungen von drei Personen mit einer kleinen (oben), mittleren (Mitte) und grossen (unten) Verteilungsbreite dargestellt.



**Abbildung 4: Darstellung des Einflusses des Parameters Verteilungsbreite**

Der Verlauf von einer detaillierten Darstellung zu einer groben Kategorisierung von oben nach unten ist deutlich erkennbar. Bei geringer Verbreitungsbreite (obere Reihe) werden die Präferenzurteile sehr detailliert dargestellt und es kommt zu fast keinen Kompensationen oder Verstärkungen. Im Extremfall entspricht das Resultat einer Karte, in der die 183 Punkte der Musikinterpreten entsprechend der jeweiligen Bewertung eingefärbt werden (sofern eine abgegeben wurde).

Bei grosser Verteilungsbreite (untere Reihe) dagegen werden die Präferenzurteile über weite Bereiche integriert. Das Resultat ist ein DBC-Map, die vor allem etwas darüber aussagt, welcher Kategorie von Musikkonsumenten die betreffende Person am besten zugeordnet werden kann.

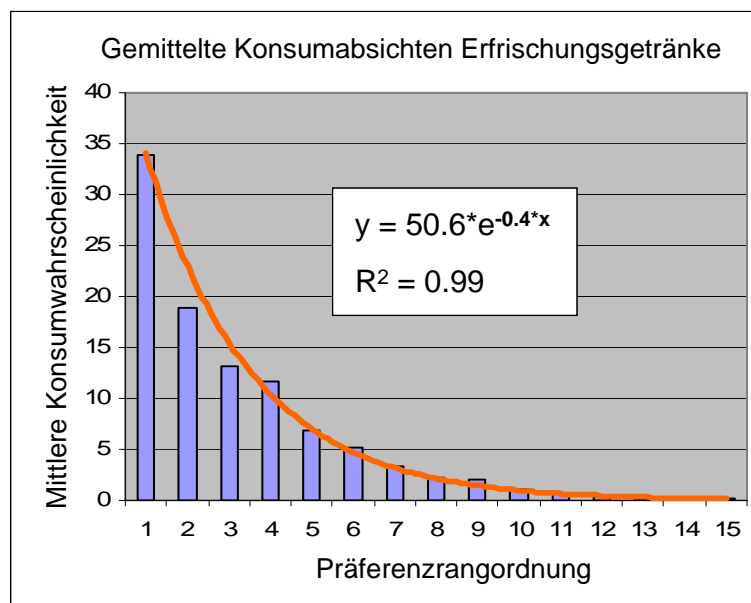
Welche Ausprägung des Parameters Verteilungsbreite gewählt werden soll, hängt somit vor allem vom Ziel der Analyse ab.

### 3. Karte der Konsumwahrscheinlichkeit für den Getränkemarkt

Im Folgenden soll noch eine andere Anwendungsmöglichkeit des DBC-Verfahrens dargestellt werden.

#### 3.1. Zusammenhang zwischen Präferenz und Konsumwahrscheinlichkeit

Ruggle (2006) konnte zeigen, dass der Zusammenhang zwischen Konsumwahrscheinlichkeit und Präferenz je nach Marktbereich (in diesem Falle derjenige der Erfrischungsgetränke und der Zigaretten) sehr unterschiedlich sein kann. In Abbildung 5 wird eine Exponential-Funktion dargestellt, die den Zusammenhang zwischen der Präferenzrangordnung und Konsumwahrscheinlichkeit für den Erfrischungsgetränke-Markt optimal abbildet.



**Abbildung 5: Abnahme der Konsumwahrscheinlichkeit nach Präferenzrangordnung**

Eine solche Funktion kann nun als Verteilungsfunktion für das Berechnungsmodell verwendet werden. Die Verteilungsbreite kann so normiert werden, dass die grösste Distanz in der Basiskonfiguration der Erfrischungsgetränke (die auf Korrelationen der abgegebenen Präferenzen basiert) dem grössten Präferenzunterschied entspricht. Im Gegensatz zum vorherigen Beispiel wird ein unipolares Modell verwendet. Zudem wird die Verteilungsfunktion nicht mit unterschiedlicher, von der Präferenz abhängiger Skalierung für jede Position eines Objektes übernommen (wie in Abbildung 1), sondern für die Berechnung wird jeweils an der Position des Präferenzwertes angesetzt (Abbildung 6), d.h. die Ausstrahlung unterscheidet sich abhängig von der Präferenz nicht nur in der Stärke, sondern auch in der Form der Abnahme, so dass die Abnahme bei hoch präferierten Produkten stärker ist.

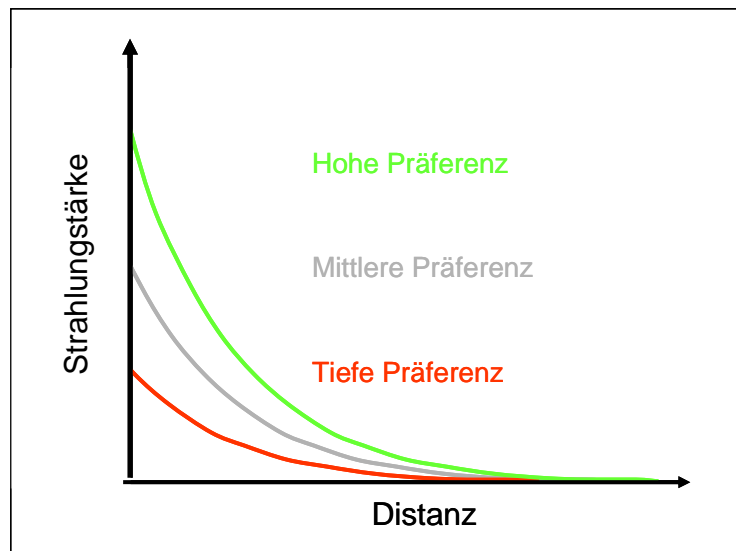


Abbildung 6: Präferenzabhängiger Verlauf der Abnahme der Strahlung

Dies alles hat zum Ziel, eine DBC-Map zu generieren, die möglichst gut die zu erwartende Konsumwahrscheinlichkeit wiedergibt. Bei anderen Märkten müsste man entsprechend eine andere Funktion der Konsumwahrscheinlichkeit verwenden. Beim Zigarettenmarkt beispielsweise fällt die Funktion nach den hohen Präferenzen noch viel steiler ab (Ruggle, 2006).

In Abbildung 7 ist die für die ganze Stichprobe gerechnete Karte der Konsumwahrscheinlichkeit dargestellt. Offenbar ist die Konsumwahrscheinlichkeit für eine der Stichprobe entsprechenden Population im Bereich von Rivella, Valser und Ramseier Süssmost am höchsten (neben einem kleinen Gebiet bei Coca Cola und Pepsi, dass ebenfalls sehr hohe Werte aufweist). Wenn man diesen Bereich mit anderen Bereichen vergleicht, die niedrigere Konsumwahrscheinlichkeiten aufweisen, obwohl die Konzentration an Konkurrenzprodukten dichter ist, wäre die Positionierung eines neuen Produktes im Bereich mit den höchsten Werten sicher zu empfehlen.

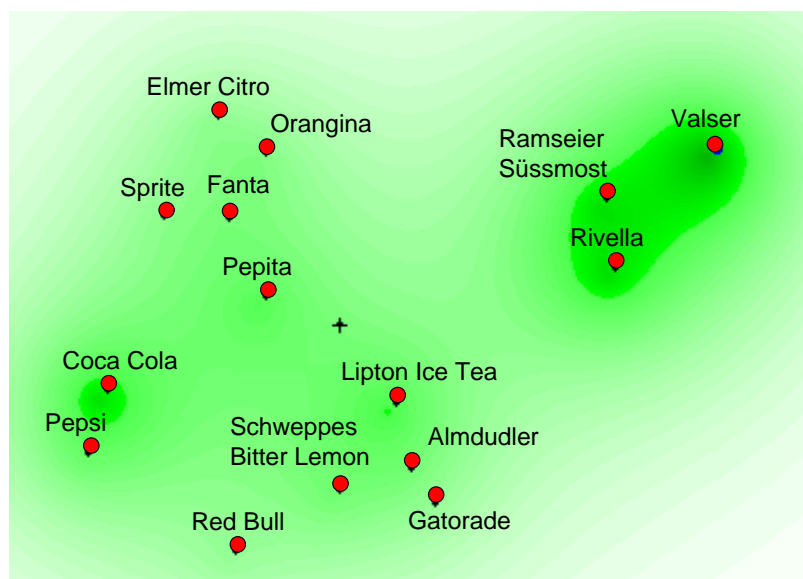
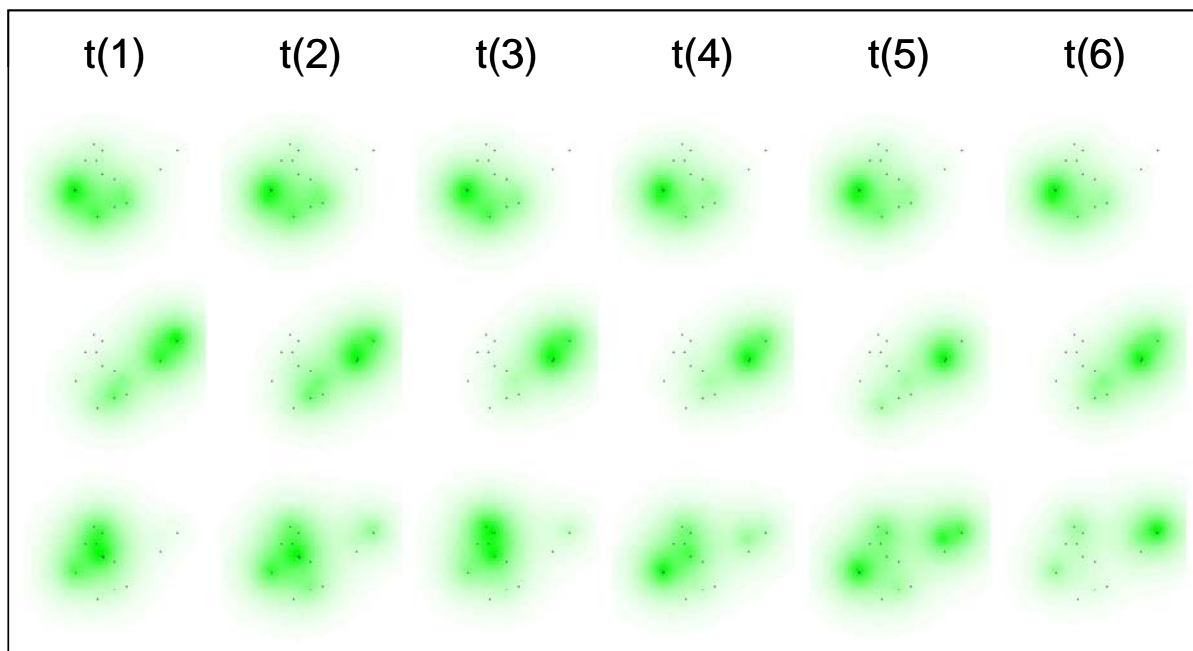


Abbildung 7: Konsumwahrscheinlichkeitskarte für die untersuchte Stichprobe

### 3.2. Zur Stabilität von DBC-Maps

In einer Studie von Ruggle, Ryf und Läge (2006) wurden die Präferenzen zu Erfrischungsgetränken bei den gleichen Personen zu sechs verschiedenen Zeitpunkten, verteilt über drei Monate, erhoben. Dies erlaubt es nun, einen Eindruck davon zu erhalten, wie stabil die generierten DBC-Maps sind (eine Art von ‚Retest-Reliabilität‘). Für jeden der sechs Zeitpunkte wurden für alle Personen individuelle Konsumwahrscheinlichkeitskarten erstellt, mit den gleichen Parametern für die Berechnung wie oben beschrieben. In Abbildung 8 sind für drei Personen die Präferenzverteilungen über die sechs Zeitpunkte exemplarisch dargestellt.



**Abbildung 8: Stabilität der DBC-Maps für drei Personen über sechs Zeitpunkte**

Wie man sehen kann, scheinen diese individuellen DBC-Maps über die Zeit relative stabil zu sein, d.h. das DBC-Verfahren liefert für die gleiche Person auch bei wiederholter Erhebung immer ein ähnliches Ergebnis, das sich zudem von dem anderer Personen deutlich unterscheidet. Zwar sind bei der Person in der untersten Reihen Veränderungen erkennbar, doch konnten Ruggle, Ryf und Läge (2006) auch Veränderungen der Präferenzen über den untersuchten Zeitraum nachweisen. Die Verteilungen bei dieser Person scheinen tatsächlich auch mehr oder weniger kontinuierlich über die Zeitpunkte hinweg eine Verlagerung aufzuweisen.

## 4. Fazit

Die resultierenden DBC-Maps sind von vielen Parametern abhängig, deren Ausprägung zum Teil nicht fundiert begründet werden kann. Deshalb ist das hier vorgeschlagene Verfahren mehr zur explorativen Analyse gedacht. Bei einigen der Parameter lohnt es

sich, verschiedene Stufen bei der Analyse auszuprobieren, um sich so ein vertieftes Bild von den Daten zu verschaffen.

Das Verfahren ist noch in einem Konzept-Stadium, die Auswirkungen von verschiedenen Einstellungen der Parameter müssten noch systematisch getestet werden. Doch konnte in dieser Arbeit gezeigt werden, dass die Anwendung dieses Verfahrens trotz seines explorativen Charakters Sinn machen kann und den Idealpunkt-Modellen in einigen Fällen vorzuziehen ist. Die Weiterentwicklung des DBC-Verfahrens ist damit sicher sinnvoll.

## 5. Literaturreferenzen

- Ruggle, M. (2006). *Zeitliche Stabilität und Verhaltensvoraussagekraft von Markenpräferenzen*. Lizentiatsarbeit am Psychologischen Institut der Universität Zürich.
- Ruggle, M., Ryf, S. & Läge D. (2006). Die zeitliche Stabilität von Markenpräferenzen. In B. Gula, R. Alexandrowicz, S. Strauß, E. Brunner, B. Jenuß-Schiefer & O. Vitouch (Hrsg.), *Perspektiven psychologischer Forschung in Österreich. Proceedings zur 7. Wissenschaftlichen Tagung der Österreichischen Gesellschaft für Psychologie* (S. 101-106). Lengerich: Pabst.
- Thoma, M., Ryf, S., Ehlert, U. & Nater, U. M. (2006). Regulation of emotions by listening to music in emotional situations. In M. Baroni, A. R. Addessi, R. Caterina & M. Costa (Hg.), *Proceedings of the 9th International Conference on Music Perception & Cognition* (pp. 1088–1093). Bologna: ESCOM.

# 10 Facets of Brands: Product Attributes and Image Qualities Illustrated with the Automobile Market

## *Abstract*

Brands are important cues to consumers who are confronted with mature markets consisting of increasingly homogenous products. The goal of the four studies was to investigate the brand influence on product evaluation with respect to product-attributes and image qualities. Pairwise similarity judgements based on 15 cars were collected and transformed into a perceptual map by nonmetric multidimensional scaling (NMDS). The information provided was varied between experimental conditions. Findings can be explained with two dimensions, determining one dimension of the NMDS map each, although not completely being independent: Product attributes and image qualities. Results demonstrate that the brand influences product evaluation overwhelmingly.

## 1. Introduction

Nowadays, consumers face increasingly complex and less transparent markets. A wide range of relatively homogeneous products makes users likely to rely upon the brand. The brand acts as an important cue that conveys core information about the product and supports the differentiation of a product from its competitors. According to Aaker (1991), consumers use brands to help process, organize and retrieve information in memory and to aid them in making purchase decisions.

"The brand is often regarded as separate from the functional product, with the brand name being grafted on by advertising, thereby completing the transformation process from functional product to immortal brand", Meenaghan (1995, p.24) wrote.

Kim (1990, p.65) specifies, that "a product is a physical thing ...a brand has no tangible, physical, or functional properties ... Yet it is just as real as the product". The notion of the "added value" was introduced by Spiegel (1961) already a long time ago, characterizing a surplus stimulus to purchase a brand. To summarize, the image which a product reflects in the mind of a consumer is often more important to its ultimate success than its actual characteristics.

### *1.1. The potential of brands*

Brands have the potential to develop a personality. As with individuals, a brand can have a sex, it can be of a certain age, it can belong to a social class and a brand can have other personality-specific characteristics, comparable to the ones human beings have, for

example being young, sexy, smart, etc. Consequently, a relationship can be established with a brand as among individuals (Mayer & Illmann, 2000, p. 72).

Brands also have the power to transfer high quality performance from one product to another by the brand name alone. Furthermore, they are able to weaken the perception of negative aspects about a specific product through the strength of the brand name.

The finding that smokers judge their favorite cigarette brand negatively if it is not recognizable, for example not presented in the original package or not labeled with the brand name (Spiegel, 1961), provides concrete evidence for the power of image aspects of a product. The phenomenon that attributes are perceived as changed although they have stayed unaltered because something in the surroundings has been modified, has been referred to as "irradiation" (Spiegel, 1961): Characteristics that have been changed radiate on the unaltered attributes of an object or subject.

Brands are widely discussed in literature. Not only in consumer behavior research, but also in marketing literature, brands and related respondents have been dealt with: brand equity for example, the value that brand names add to products, has become a popular topic (e.g. Keller, 1993; Rao, Qu & Ruekert, 1999).

Regarding consumer behavior literature in general, Poiesz (1989) noticed an increasing emphasis on limited consumer information processing and on the unconscious processing of incomplete or simplified information. Concerning product and brand conceptualizations in particular, a shift in attention may be noted according to Poiesz (1989): away from physical aspects and functional benefits of products to their symbolic associations, expressiveness (Swan & Combs, 1976), psychosocial aspects (Solomon, 1983), intangible aspects (Hirschmann, 1980), and surplus product value or augmented product (Enis & Roering, 1980). These observations reflect the development in consumer behavior that happens as a result of increasingly complex market structures and homogenous products.

### *1.2. Components of products*

In marketing literature, a variety of distinctions between components of product perception can be found: While there are many different terminologies, some typologies make the distinction between three basic types of attributes, for example characteristic, beneficial and image attributes (Lefkoff-Hagius & Mason, 1993). Biel (1992), on the other hand, argued that brand image could result from corporate image, product image and user image. Each of these three images can be divided into two types of associations: While one is the perception of utilitarian and functional attributes (e.g. horsepower or ease of parking), the other is related to emotional or soft attributes (e.g. being exciting, sportive or trustworthy).

Keller (1993; 1998) and Aaker (1991) both appear to hypothesize that consumer perception of brands are multidimensional, yet many of the dimensions they identify



seem to be very similar. Other sources suggest dividing product information only into two types of cues: Intrinsic versus extrinsic cues. Cues that are intrinsic concern physical characteristics of the product itself, for example size or color. Usually, extrinsic cues, such as packaging, advertising and pricing, are also - or even more - relevant in decision making processes. For example, though many consumers claim they buy a brand because of its superior taste, they are often unable to identify that brand in blind taste tests (Schiffman & Kanuk, 2000).

We dare to assert that the results of all these attempts to separate different aspects of product perception can be reduced to the same two categories: On the one hand, we have those attributes of a product which are physical measurable, on the other hand, we have the components that are not manifest, and therefore not physically observable.

In these studies, we refer to the two categories described above as "product attributes" and "image qualities". Product attributes describe physical and therefore measurable aspects of a product, such as weight and horsepower. Image qualities, on the other hand, comprise constructs, that are not physically measurable, but relate to emotional and subjective characteristics, such as prestige and design.

In literature, brand consumption and self-concept has been linked: Researchers have focused on how the personality of a brand enables a consumer to express his or her own self (Belk, 1988), an ideal self (Malhotra, 1988), or specific dimension of the self (Kleine, Kleine & Kernan, 1993) through the consumption of brands. Consumers strive to preserve or enhance their self image through purchasing products that are consistent with their self image. The role of self concept or image of consumers and brand image is recognized in all elements of the marketing mix (e.g. Kotler, 1984). The most popular product used to investigate the self concept congruency hypothesis is the automobile (Malhotra, 1988), because the product class of cars is considered to be particularly emotive and to be a means of expressing a specific lifestyle.

As Aaker (1991, p.183) describes it in a nutshell, the marketing of the Volkswagen Beetle represents a prime example of the emotional aspects of branding. Conceived in 1938 originally as a "people's car" to suit the functional needs of the German mass market, it came to represent a particular type of person and lifestyle in the 1960s. "The Beetle owner was someone who was not into materialism and status symbols. Rather, he or she was willing to make a statement by driving an ugly, funky car, thereby demonstrating independence - a willingness to go against the grain, irreverence for convention, being young (or young in spirit) admitting to a sense of humor, and possessing a logical, practical mind".

### *1.3. The goal of these studies*

The goal of these studies is to investigate the influence of brands and the interaction of two aspects of product evaluation with respect to the automobile market: Product-attributes and image qualities.

By means of four studies, we focus on consumer perceptions and analyze their structure using nonmetric multidimensional scaling (NMDS; Kruskal, 1964). We provide information about market structures as perceived by consumers and detect the dimensions that determine the perceptual space. Furthermore, we examine the relationship of these dimensions and offer valuable findings for future research and practical implications.

### *1.4. Overview*

Automobiles were chosen as the product class for our series of studies, as they provide transparent product attributes (e.g. price, horsepower) as well as definable image qualities (e.g. design, prestige), due to heavy marketing activities. The design of our studies, as described subsequently, is such that we needed to gather information on both of these separate and distinct aspects of this particularly emotionally charged product. Cars are a well-known product category and generally regarded as being easily recalled. Moreover, this product class provides a large number of comparable, competing items. Considering these requirements to be met, we used a number of existing cars which were selected through pretests.

Four different studies were conducted. The goal of study 1 was to examine the structure of consumer perception with regard to automobiles using a free association procedure. This structure could be interpreted semantically, based on questionnaire data, which was also collected within the scope of study 1. The design of studies 2 to 4 is such that the brand influence on product evaluation could be measured. Moreover, the spatial representation of the cognitive structure could be interpreted by means of property fitting (Chang & Carroll, 1989). Pairwise similarities based on 15 cars were collected in studies 2 to 4 and transformed into a perceptual space with nonmetric multidimensional scaling (NMDS). The information provided was varied within the studies and its conditions: 1. only brand name, 2. product attributes without brand name, 3. product attributes including brand name, 4. image qualities without brand name, 5. image qualities including brand name, 6. product attributes and image qualities without brand name.

By using the method of multidimensional scaling, differences in judgments with regard to various conditions can be visualized spatially. Proximity data is often analyzed using metric and nonmetric multidimensional scaling in cognitive psychology as well as in marketing (e.g., Arabie, Carroll & DeSarbo, 1987; Carroll & Arabie, 1980; Carroll & Green, 1997; Kruskal & Wish, 1991; Lage, 2001), whereas nonmetric multidimensional scaling

(NMDS) is preferred when dealing with psychological data. Such analysis yields rich information about the relationships amongst car brands and gives a clear idea of market structure as perceived by consumers.

## 2. Study 1: Free association procedure and prototype determining questionnaire

### *2.1. Method*

Within the scope of study 1, a free association procedure was conducted in order to examine the structure of consumer perception with regard to 20 cars and to verify whether those specific car brands have an established image, distinct from other brands. In terms of technical issues, the goal of study 1 was to find out whether the 20 selected car brands can be transformed into a low-dimensional space using NMDS with an acceptable stress value. Furthermore, this data was later compared with results of subsequent studies.

#### *Pretests*

Two different pretests were conducted in order to select the 20 stimuli for the free association procedure: While the goal of pretest 1 was to find the 30 most frequently named car brands through a free listing procedure, pretest 2 was designed as a questionnaire which detected the 20 most recognizable brands, which were used as stimuli for the free association procedure.

Undergraduate students participated either in the free listing procedure or the recognition questionnaire, so that each pretest was done by 30 respondents. Sports and specialist cars, that is "Ferrari," "Bentley," etc., were excluded from results of the first pretest due to the difficulty of comparison. Our object was to select mass market cars. It should also be noted that we defined a car brand as the name of a car which is used for marketing activities by the car company. "Mercedes-Benz", for example, is advertising mainly with the global brand "Mercedes-Benz", while "Opel" (General Motors) tends to focus on brand names of certain car models like "Corsa". We therefore used the brands "Mercedes" and "Corsa" in our studies.

After finding the 30 most frequently named cars through pretest 1, we added ten fictitious distractors to our list of 30 cars and designed a questionnaire. The respondents were asked to fill in whether they consider a specific brand not to be a car brand at all, to be a brand which they recognize, or to be a car brand which they know in detail.

Based on the pretests data, 20 easily recognized car brands were selected and used as stimuli for the free association procedure.

#### *Free association procedure*

Respondents that participated in the free association procedure were more than 300 undergraduate psychology students attending a course. Each student was given an

envelope including two sheets of paper with a car brand provided at the top of each sheet. Respondents were asked to take the first sheet and write down whatever came to mind when they thought of the brand in question. After 90 seconds, students were asked to write down associations with regard to the second brand. To summarize, each individual had to note associations evoked by two of the total 20 selected brands, thus associations per brand derived from at least 30 respondents.

#### *Prototype-determining questionnaire*

In order to interpret the dimensions of the NMDS configuration based on overlapping coefficients of associations, a questionnaire was developed. At the same time, the purpose of this questionnaire was to detect those specific types of cars that are perceived as prototypical for each brand. It is therefore referred to as "prototype-determining questionnaire". The results of the prototype-determining questionnaire were used for subsequent studies.

Forty individuals, male and female, were requested to assess each of the selected brands with regard to horsepower, price, weight (within defined ranges), reliability, equipment, security, design, prestige and functionality / fun-factor (on a seven-point scale with poles defined by written description).

These constructs and the underlying scales and ranges were selected through in-depth research on websites of car companies and wide-ranging discussion within our research team.

## *2.2. Results and discussion*

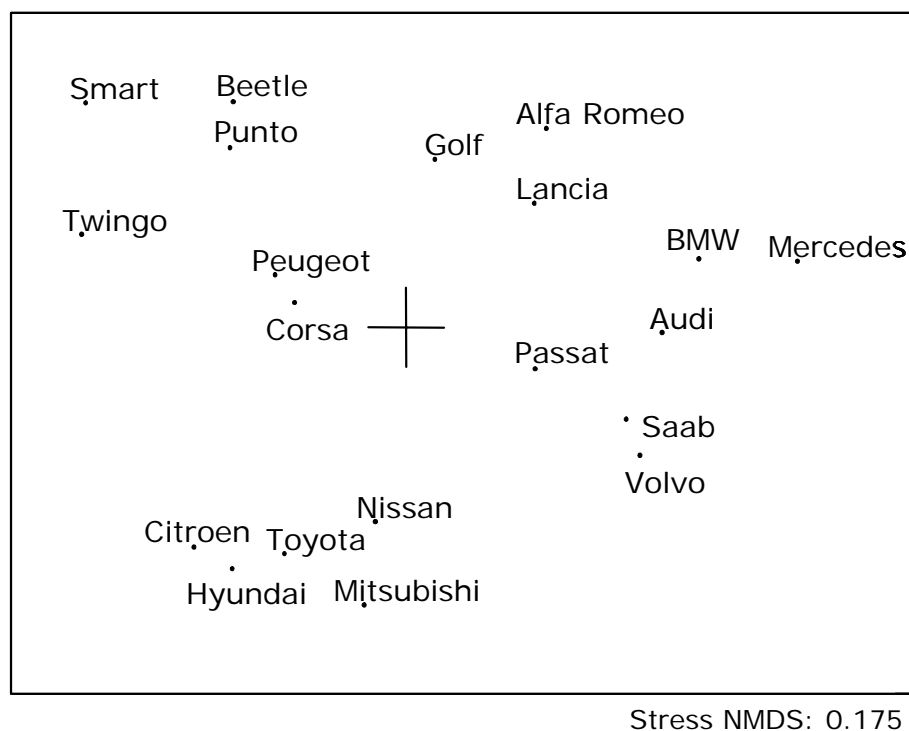
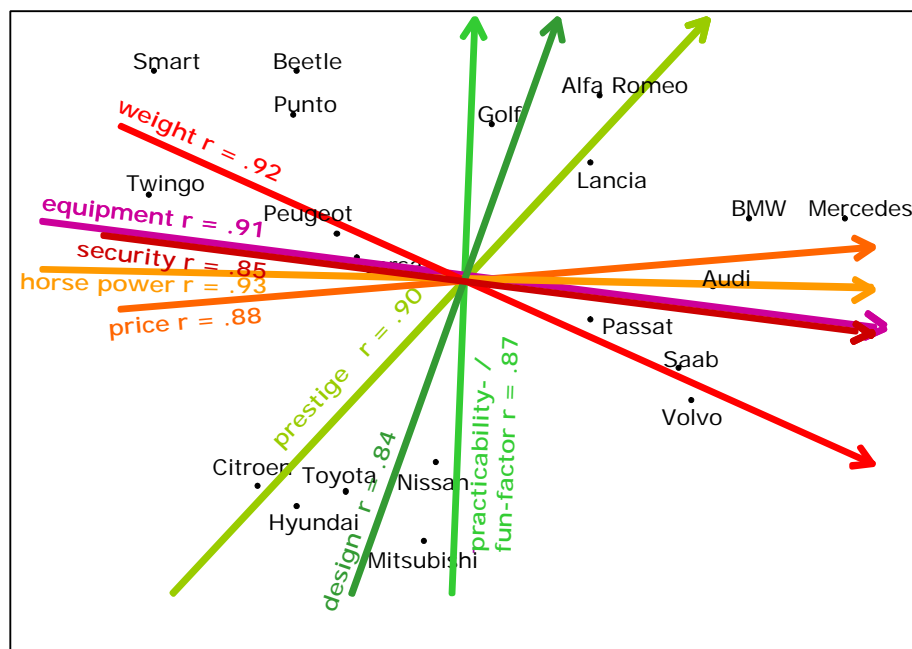


Figure 1: NMDS map based on overlapping coefficients of free associations

NMDS based on overlapping coefficients (Marx, 1978; Marx & Stähli, 2001) of free associations was then employed to show the perceptual space and establish the relative locations of the different car brands within it, as revealed by the associations they evoked. The resulting map illustrates the proximities of common associations. Car brands that evoked a lot of common associations are close to each other, the ones that only have a few or no common associations, are located further apart.

Figure 1 illustrates that car brands spread over the whole map. Nevertheless, clusters of car brands can be observed, which indicate, that certain groups of car brands evoke common associations and therefore seem to have a similar brand image. In order to interpret the clusters semantically on an empirical basis, we would like to focus on factors that determine the spatial representation by means of a property fitting (Chang & Carroll, 1989), using questionnaire data.



**Figure 2: Property vectors based on prototype-determining questionnaire in the NMDS map of free associations**

Figure 2 illustrates that all properties derived from questionnaire data fit well in the association map ( $r > .84$ ). This finding indicates that the property vectors can be interpreted reasonably.

Remarkably, two bundles of vectors can be observed: While "weight", "equipment", "security", "horsepower" and "price" seem to run on a horizontal axes, "prestige", "design" and "functionality / fun-factor" appear to determine the vertical direction of the NMDS representation. Two main dimensions appear to determine this map: One represents product attributes, and the second one characterizes image qualities.

Having explored the cognitive structure of car brands derived from free associations, we like to examine whether a similar structure of consumer perception can be examined by

means of another data collection technique, namely by similarity judgments. We therefore conducted studies 2 to 4, which are described in the following paragraphs.

### 3. Study 2: Similarity judgments on brands and on product attributes with and without brand name

#### *3.1. Method*

We chose a within-subject design for study 2: Three experiments were conducted with a sample of 40 respondents. Participants were recruited from various undergraduate classes mainly, but also from our circle of acquaintances in order to ensure adequate representation. It was required of all individuals either to own a car or to have the use of one on a regular basis. Participation in the study was voluntary and respondents were told that they were going to participate in a test about market psychology.

In consideration of the time that respondents needed to spend on the experiment in subsequent studies (given  $n$  items, respondents have to judge  $(n \cdot n - 1) / 2$  similarities) the item set had to be reduced. Five cars were eliminated due to their location and contribution to total stress within the NMDS map derived from study 1. The final item set for studies 2 to 4 was then composed of fifteen car brands.

The goal of study 2 was to examine how brand names influence the perception and judgment of cars.

#### *3.2. Procedure*

Participants were asked to indicate pairwise similarities on a nine-point scale anchored with "minimum similarity" and "maximum similarity", while the information provided has been varied over the three experimental conditions. While brand names had been revealed in the condition 1 and 3, condition 2 was designed as a blind-condition (brand names were withheld).

Stimuli were presented as random sequences on a PC screen, and only one judgment per pair was required through all conditions. The data was collected in three sessions with an interval of a week. Whereas the order of condition 1 and 2 was balanced, condition 3 was the last condition for all respondents.

#### *Condition 1: Brands*

Condition 1 was designed in order to compare the consumer perception structure derived from free associations with similarity judgment data on the one hand, and it should act as a control condition on the other hand.

Respondents had to judge pairwise similarities between brand names as described previously.

*Condition 2: Product attributes without brand name*

Respondents were presented information about product attributes (horsepower, price, weight, reliability and equipment), without brand name. Instead, each car was identified by a letter from G to V.

We deliberately chose thirteen prototypical car models and two car models that are not congruent with the perceived prototypical image of the specific brand, to investigate both the influence of brands on cars that are image-congruent and those that do not match their perceived prototype. "Audi", as an example for an image-incongruent car, was assessed as a powerful, solid and expensive car with a high prestige-level. We therefore selected - in order to contrast this prototypical image - a small Audi ("A2") with few horsepower that is substantially less expensive than the prototype. The second car that was selected contrary to its prototypical image is "Hyundai". Instead of choosing a cheap and light Hyundai, the "Hyundai XG30" was selected for the main experiments. For the remaining thirteen car brands, an existing car model that was as similar as possible to the perceived prototypical car of the brand was used for the experiment.

*Condition 3: Product attributes including brand name*

The same sample of respondents made also similarity judgments in a condition, where both product attributes and brand names of the cars were presented.

*3.3. Results and discussion**Condition 1*

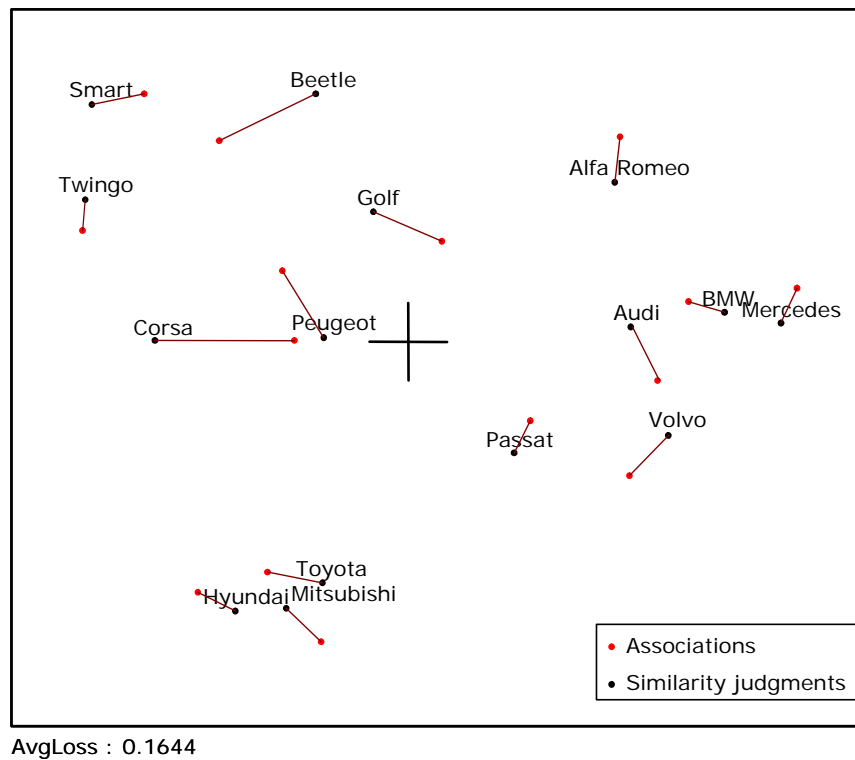
NMDS using the RobuScal algorithm (Läge, Daub, Bosia, Jäger & Ryf, 2005) was applied to transform mean similarity judgments on brand names into a multidimensional space.

The optimum solution resulted in a two-dimensional perceptual space, suggesting that two dimensions are relevant when judging pairwise similarities between car brands.

A stress value of 0.07 indicates that the fifteen car brands appear to be perceived very similarly by individual respondents. Cognitive representation, with regard to our sample, appears to be very stable.

In order to compare the cognitive structure of car brands with regard to associations (study 1) and similarities, a Procrustes transformation (Hurley & Cattell, 1962) was employed with the two maps.

With a Procrustes transformation, two configurations of items are fitted as neatly as possible by means of transformations (translation, rotation, reflection and scaling), while the relative distances amongst objects are kept unchanged (Hurley & Cutell, 1962; Läge, 2001). The measure of deviation regarding two maps is expressed by the Average Loss (AvgLoss). The Average Loss therefore is a measure of similarity of two maps. The more similar two maps are, the smaller is the Average Loss.



**Figure 3: Procrustes-transformed maps derived from association and similarity judgment data**

A low Average Loss of 0.16 in figure 3 indicates that our data, derived from two very different data collection techniques, corresponds closely. This, again, provides strong evidence of highly stable mental representations for the fifteen car brands.

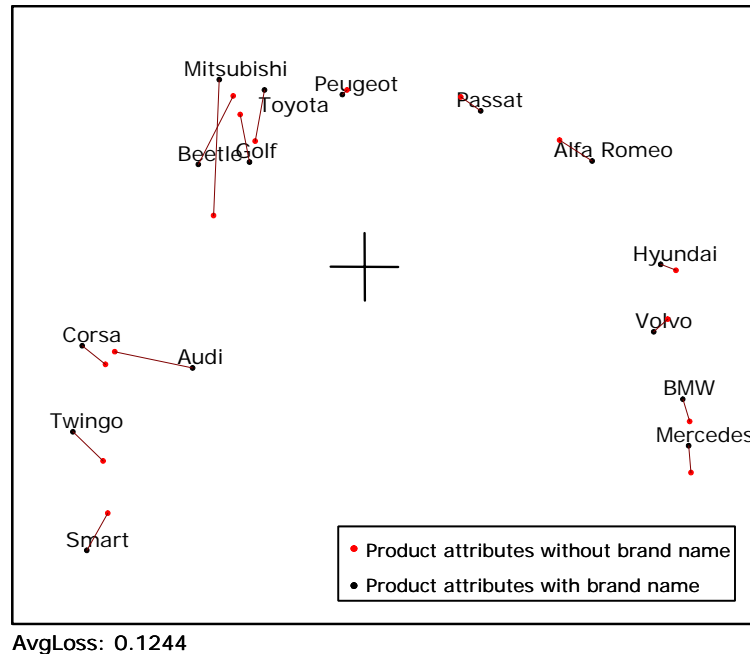
#### *Condition 2 and 3*

In order to verify the amount of dimensions that are relevant when judging cars based on product attributes with and without brand name, NMDS was employed using similarity data from conditions 2 and 3.

The resulting simplex structures indicate a one-dimensional solution for both conditions. A scree plot (Cattell, 1966) was computed to test the optimum dimensionality. As suggested, a single dimension seems to be relevant when judging cars based on product attributes, with or without knowledge of brand name. Whether this dimension can be interpreted with the dimension of product attributes only was further explored through correlation of the two one-dimensional solutions. The high correlation coefficient ( $r = .95$ ) supports our hypothesis that a single dimension appears to be authoritative for the evaluation of products, when information about product attributes - including the brand name or not - is provided.



By comparing the two NMDS structures based on similarity judgments of product attributes with and without brand name, the influence of the brand can be measured. With regard to the dimension in question, we expected a minimal brand influence. To verify this assumption, a Procrustes transformation is conveyed.



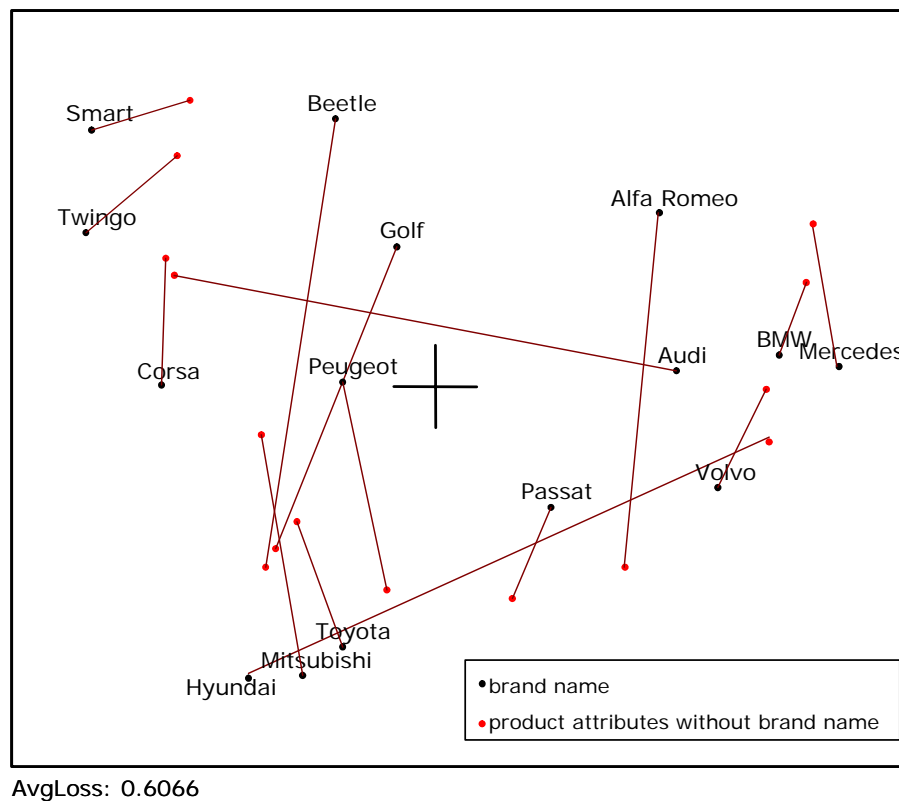
**Figure 4: Procrustes-transformed maps derived from similarity judgments on product attributes with and without brand name**

A low Average Loss of 0.12 in figure 4 indicates a good fit between cognitive structures based on product attributes both with and without brand name, supporting our hypothesis of a weak brand influence in this particular case. We assume that respondents either do not consider brand names when judging similarities based on product information or the additional provision of the brand name does not influence similarity judgments. This is supported by the fact that the two image-incongruent cars, "Audi" and "Hyundai", move only negligibly between the two conditions.

#### *Condition 1 and 2*

To verify whether such a high correspondence can also be found for condition 1 and 2 was the aim of another Procrustes transformation.

Results, visualized in figure 5, on the contrary, prove that brands have a considerable influence on the perception of cars: A quite intense shift can be seen when one looks at the Procrustes map (Average Loss = 0.61). Cars are judged differently based on information about product attributes and brand name. With this finding we can presume that brand names were more or less ignored in condition 3.



**Figure 5: Procrustes-transformed maps derived from similarity judgments of brand names and product attributes without brand name**

Focusing on the two image-incongruent cars, "Audi" and "Hyundai", we note that our "manipulation" obviously worked. As expected, both "Audi" and "Hyundai" were judged extremely differently with regard to conditions 1 and 2, with the result that they shifted spatially over the two experimental conditions.

If one excludes these two atypical cars, we are still left with an Average Loss of 0.50, indicating that brand name has a considerable influence on consumer judgment.

Compared to the findings based on the judgments of automobiles when product attributes with and without brand names are provided, we can see that the brand influence is much stronger when information about image qualities is provided.

#### 4. Study 3: Similarity judgments on image qualities with and without brand name

Study 3 was conducted with a third sample. Twenty respondents were recruited as in study 2 and had to participate in two different conditions, with one week time in between.

##### 4.1. Method

###### *Pretest: Image qualities questionnaire*

Information about the prototypical car model could be yielded through the prototype-determining questionnaire described in study 1. Having explored this, product-based information about each car could be investigated on producers' web-sites. Information

about image qualities, however, is not product-attribute based and, therefore, not physically measurable. Consequently such information cannot be sourced directly from manufacturers. A questionnaire was developed to examine how various constructs of image qualities (design, modernity, functionality, fun-factor, prestige) of our selected car models are perceived by consumers. In order to evoke the image of our specific cars as strongly as possible, a black and white picture along with the model type was provided at the top of each questionnaire sheet, for example "Alfa Romeo 156". As with the prototype-determining questionnaire, 20 students were asked to indicate their perception of the car with regard to dimensions on a seven-point scale. The constructs altered slightly compared with the prototype-defining questionnaire: Our "functionality / fun-factor" was divided into two separate dimensions: "functionality" and "fun-factor". "Reliability" was replaced by "modernity". Results of this pretest were used for study 3, as described in the following paragraph.

*Condition 1: Image qualities without brand name*

Respondents were given information about image qualities (design, modernity, functionality, fun-factor and prestige) without brand name, gained through the pretest questionnaire. It should be noted that, for the experiments based on image qualities information, prototypical car models for all our 15 items were selected. Again, each car was identified by a letter from G to V.

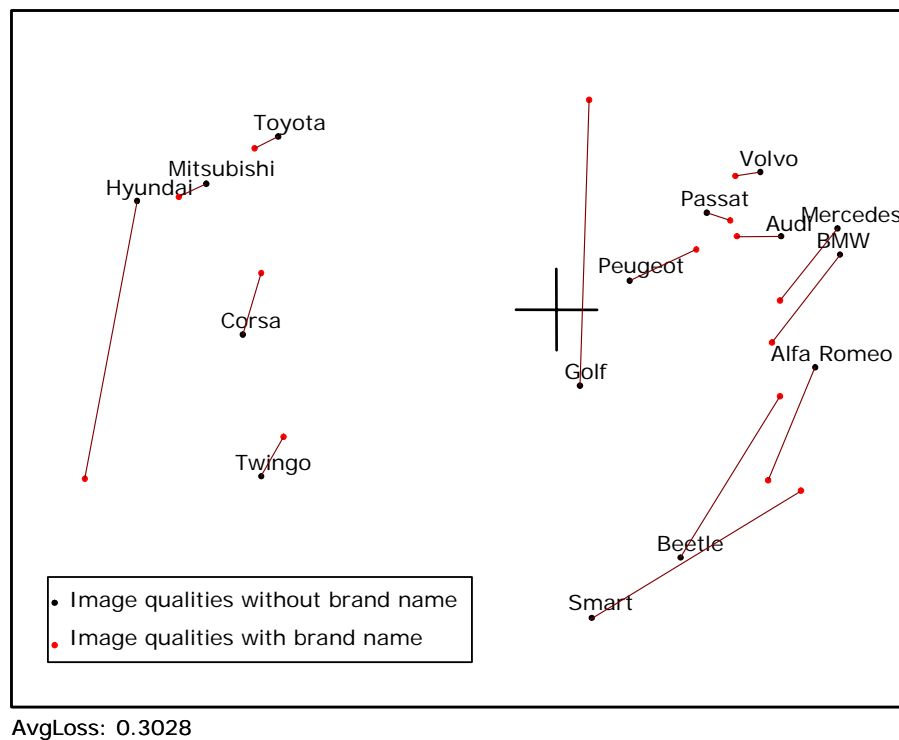
*Condition 2: Image qualities including brand name*

As with study 2, respondents had – one week following condition 1 – to rate similarities between cars with brand names and additional information about image qualities.

*4.2. Results and discussion*

NMDS was employed and examined for optimum dimensionality for both conditions 1 and 2. A one-dimensional spatial representation was found for condition 1, as with condition 2 in study 2, when judging cars based on information without brand name. However, an additional dimension is needed when judging cars on the basis of image qualities including brand names (condition 2).

With a Procrustes transformation, information about brand influence could be yielded. As can be seen in figure 6, with an Average Loss of 0.30, consumers show a tendency to judge cars differently when information about image qualities is given with brand name compared to without.



**Figure 6: Procrustes-transformed maps derived from similarity judgments on image qualities with and without brand name**

According to study 3, brands definitely appear to have an impact on judgments. Compared to the findings based on the judgments of automobiles when product attributes with and without brand names are provided, we can see that the brand influence is much stronger when information about image qualities is provided.

## 5. Study 4: Similarity judgments on product attributes and image qualities without brand name

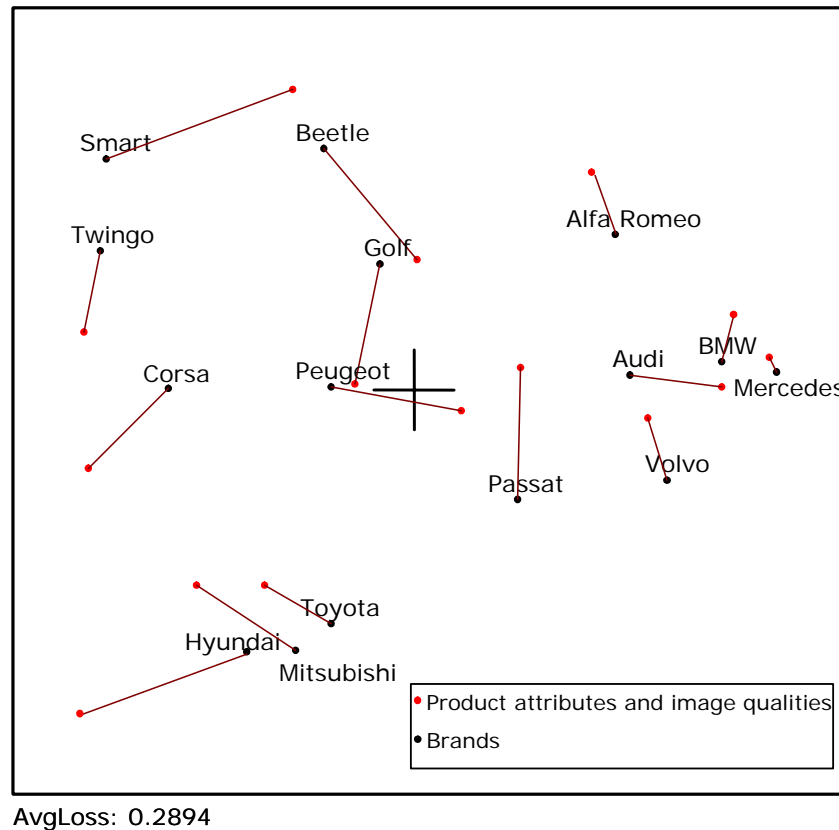
The goal of study 4 was to verify whether the data structure from similarity judgments based on information about both product attributes and image qualities is comparable to the structure of data derived from similarity judgments of brands.

### 5.1. Method

Study 4 was conducted with a fourth sample. Twenty respondents were recruited as described in previous studies. Study 4 combined those conditions of study 2 and 3, where brand names were withheld. Information about product attributes as well as image qualities was provided, without naming brands. Presentation order of the two types of information given was balanced.

## 5.2. Results and discussion

If the two NMDS structures of study 4 and condition 1 of study 2 (similarity judgments of brands) correspond well, we can assume that the perception of brands is composed of two main components: product attributes and image qualities. Another Procrustes transformation was therefore employed.



**Figure 7: Procrustes-transformed maps derived from similarity judgments on combined information and on brands**

An Average Loss of 0.29 can be demonstrated in figure 7 with regard to the proximity structure of brand and combined information judgments. This indicates that the concept of the brand seems to include both product attributes and image qualities. Two dimensions determine the NMDS space for both maps. Nevertheless, the NMDS representation deriving from free associations provides an even better fit with the brand-based map. It seems that there is something more contributing to brand perception than just our predefined product attributes and image qualities. This issue will be discussed in a subsequent section of this paper.

Figure 8 illustrates the perceptual space, based on information about product attributes and image qualities, including property vectors. All of the vectors fit well ( $r > .77$ ). The distinction between two bundles of property vectors is not as clear as previously observed. However, the product attributes price, weight, horsepower, security and equipment produce a separate cluster. Those constructs referred to thus far as image qualities, are divided into two groups: fun-factor, modernity and functionality in one cluster, while prestige and design are located between the bundle of product attributes

related and the remaining image qualities. It would appear that the aspects of design and prestige are more closely related to product attributes than to fun-factor, modernity and functionality.

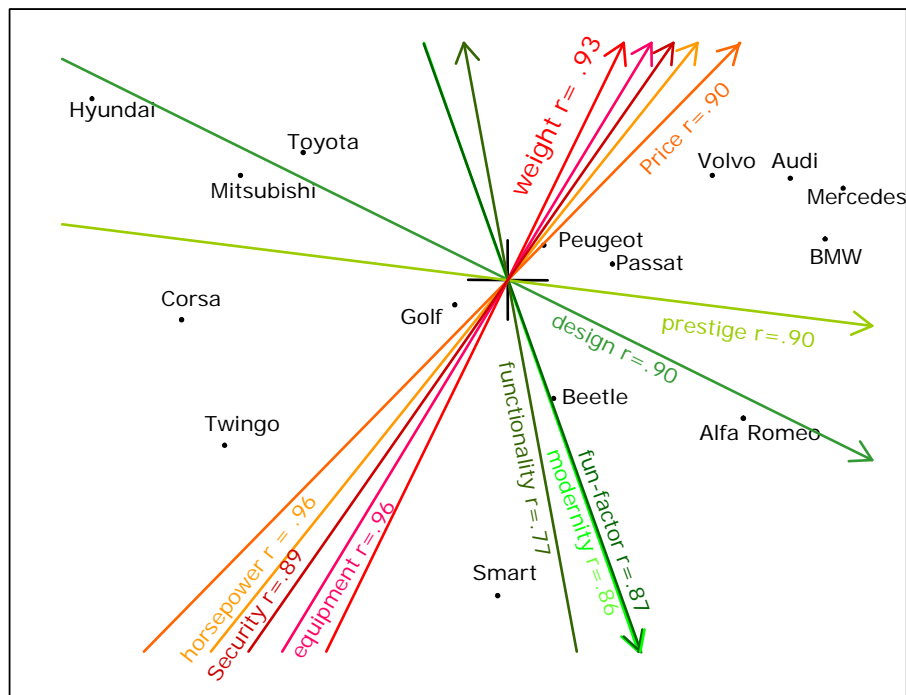


Figure 8: Property vectors and NMDS map for combined information

## 6. Overall results and discussion

### 6.1. The relationship of the two dimensions "product attributes" and "image qualities"

We have found that there are two main dimensions that can be considered with regard to free associations as well as similarity judgments on car brands. The two dimensions "product attributes" and "image qualities" appear to be sufficient to characterize the entire perceptual space. To gain information about the relationship of these two dimensions, we decided on further examination. There are several possibilities regarding the nature of their relationship: they can either be completely independent or they might be connected. One of the dimensions might constitute the other, but they could also complement each other.

Focusing on the issue of dependence, we employed another property fitting in order to fit both the one-dimensional solution of product attributes (study 2, condition 2) as well as the coordinates of the image qualities dimension (study 3, condition 1) into the NMDS map based on judgments of brands (study 2, condition 1). It has to be noted that the two image-incongruent cars of study 2 (Audi and Hyundai) were excluded from the analysis of product attributes.

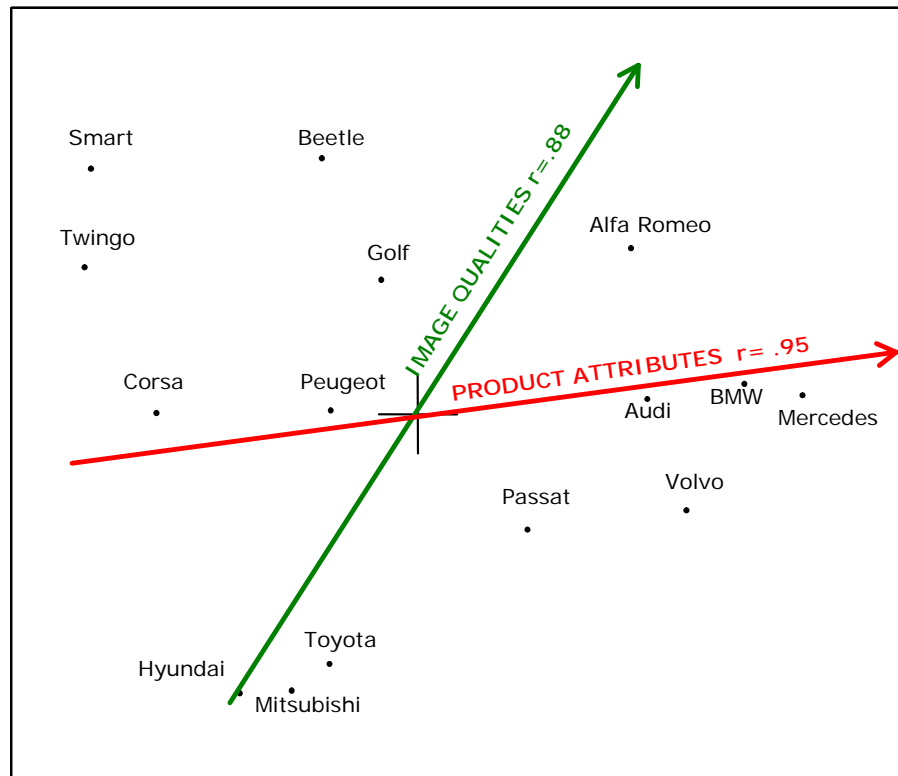


Figure 9: One-dimensional solutions of image qualities and product attributes conditions as vectors in the brand name map

Figure 9 illustrates the relationship between the two dimensions "product attributes" and "image qualities". Both constructs fit well ( $r > .8$ ) and they appear not to be orthogonal, therefore not completely independent.

We checked our hypothesis empirically by means of a correlation of the two one-dimensional solutions, which was high ( $r = .45$ ), but not significant ( $p = .12$ ). The spatial orientation of the two dimensions still indicates an interconnection between the constructs "image qualities" and "product attributes".

We reckoned that one of the dimensions might constitute the other. To examine this, correlations between each pair of dimensions were computed (Table 1).

Table 1: Correlations between dimensions used in Study 2, 3 and 4

	Correlation coefficients									
	Fun-factor	Functionality	Modernity	Prestige	Design	Weight	Equipment	Horsepower	Price	Security
Fun-factor <sup>a)</sup>										
Functionality <sup>a)</sup>	-0.81									
Modernity <sup>a)</sup>	0.80	-0.80								
Prestige <sup>a)</sup>	0.53	-0.34	0.50							
Design <sup>a)</sup>	0.71	-0.59	0.66	0.91						
Weight <sup>b)</sup>	-0.25	0.27	-0.15	0.60	0.35					
Equipment <sup>b)</sup>	-0.10	0.17	-0.08	0.71	0.49	0.95				
Horsepower <sup>b)</sup>	-0.01	0.08	0.05	0.75	0.56	0.95	0.96			
Price <sup>b)</sup>	0.01	0.05	0.13	0.79	0.56	0.90	0.94	0.93		
Security <sup>b)</sup>	-0.09	0.31	-0.10	0.71	0.42	0.87	0.91	0.82	0.87	

<sup>a)</sup> Image qualities; used in study 3 and 4

<sup>b)</sup> Product attributes; used in study 2 and 4

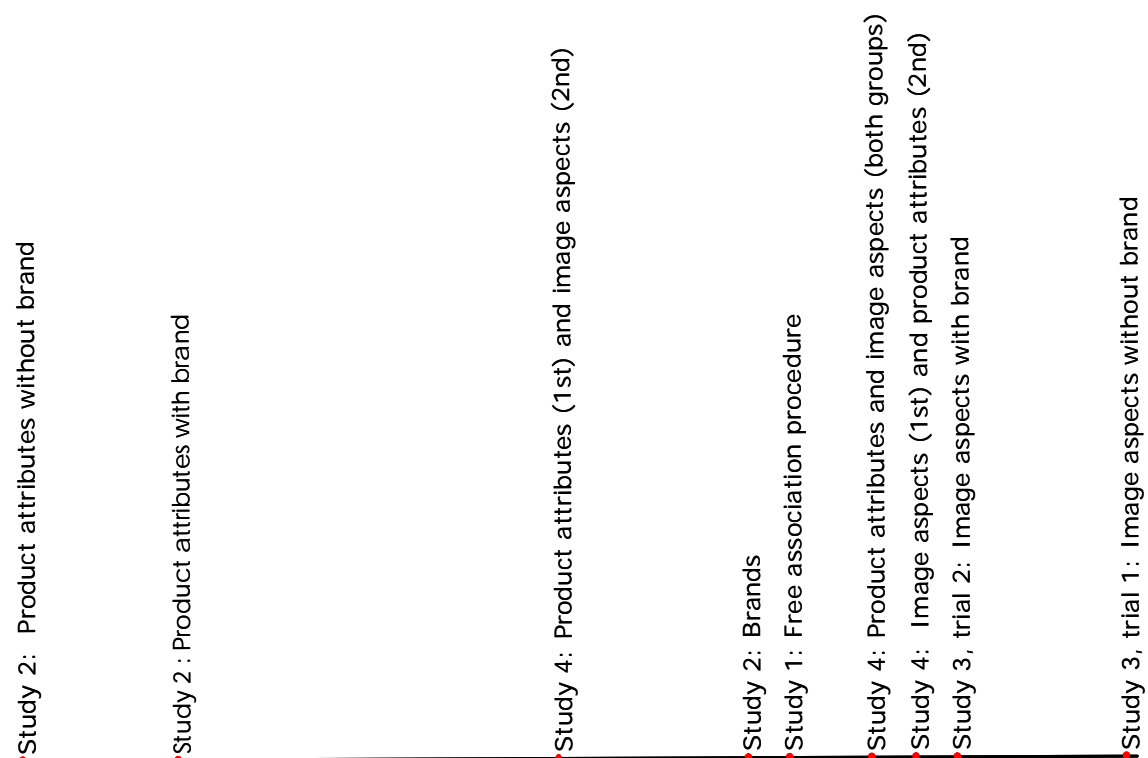
Correlation coefficients in the lower left quadrant of table 1 illustrate that the two dimensions "prestige" ( $r > .6$ ) and "design" ( $r > .35$ ) are obviously constituted by our product attribute dimensions, above all by "horsepower" and "price". "Prestige" seems to

depend mainly on horsepower ( $r = .75$ ) and price ( $r = .79$ ); "design" appears to be constituted by the same two dimensions (both  $r = .56$ ).

The dimensions "fun-factor", "functionality" and "modernity", however, seem to be almost independent from product attributes, according to the weak correlation.

### 6.2. Overall structure comparison (studies 1 to 4)

A final analysis should compare the NMDS maps deriving from various experimental conditions and illustrate them relationally. We therefore employed a so-called Loss-Orientated Dimensional Scaling (LODS; Lage, 2001) and a one-dimensional solution was chosen to visualize the correspondence between the free association procedure of study 1 and our six experimental conditions with similarity judgments in studies 2 to 4.



**Figure 10: Relations among NMDS maps derived from the four studies and their conditions**

Figure 10 illustrates the relations among cognitive structures gained through all of the studies and conditions. The bigger the distance between two experiments is, the more distinct are the resulting structures and the higher is the corresponding Average Loss.

Study 2, condition 2 (product attributes without brand name) and Study 3, condition 1 (image qualities without brand name), for example, result in two rather different NDMS structures, and are therefore located at contrary poles of the one-dimensional solution.

As showed previously, condition 1 of study 2 (brands) and study 1 (free association procedure) correspond highly and can be found close to each other.

As mentioned before, when describing study 4, the presentation order of the two types of information given was balanced. To one half of the sample, information about product



attributes was presented on top and information about image qualities in the lower part of the screen, for the other half the order was inverse. Our intention was to balance eventual position effects. Data was analyzed over all respondents as well as for both groups separately.

Figure 10 exhibits the slightly different structures and relative locations of these subgroups. Respondents that were exposed to information about product aspects on top obviously integrated this information more than the other subgroup did. The resulting structure corresponds better with condition 2 and 3 of study 2, where the same information about cars was provided. A position effect can be surmised for both subgroups, hence individuals with image qualities information primarily presented produced a structure that is closer to the one derived from study 3.

## 7. Summary

Our goal was to investigate the interaction of three aspects of product evaluation focusing the market of automobiles: brand influence, product attributes and image qualities.

We began by discussing the relevance, the nature and the potential of brands, we presented a number of attempts to distinguish components of product perception and provided a brief overview of the discussion about brands in literature.

We were able to prove, by comparing NMDS maps based on association and on similarity judgments, that the cognitive representation of car brands seems to be very stable.

We examined consumer's product evaluations under different conditions with varying information using similarity judgments. A model has been derived which incorporates the conceptual richness of nonmetric multidimensional scaling (NMDS). It yields information about the relative position of the 15 cars as well as the semantic content, latter by means of property vectors.

Results of the four studies reveal that:

- the cognitive representation of car brands seems to be very stable
- the brand can have a strong influence on product perception and therefore on product evaluation
- brand influence is more pronounced when information about image qualities rather than product attributes is provided
- two dimensions are relevant for product evaluation, determining one dimension of the perceptual space each: product attributes and image qualities
- the two dimensions detected are not completely independent
- "prestige" and "design" appear to be constituted by product attributes, whereas "fun-factor", "functionality" and "modernity" seem to be independent to a great extent.

Our results provide valuable findings for further research of brands on the one hand and managerial implications on the other hand.

### *7.1. Marketing implications*

Examining the evaluation of products, we could show how potent brands are. We emphasize the importance of building strong brands and maintaining them. The fact that the same car was evaluated differently when information about product attributes and image qualities with and without brand name was provided, should be of interest to car companies considering product evaluation to be the basis of purchase decisions.

Branding is an attempt to reduce the objective homogeneity and consequently the substitutability of products by altering their value to the consumer through their image. A successful brand should always offer users a significant point of difference and a succinct image. Emphasis should therefore be placed on the addition of brand values as the basis for distinction. Instruments of the marketing mix represent most potent sources of brand identity. They not only are a mean to create a brand image, but also can be used to position the brand among its competitors.

The market of automobiles is certainly one of those product markets where consumers appear to be brand loyal. Once the consumer has chosen "his" car brand, he will, with a high probability, buy cars of the same or at least a similar brand in future. This might be explained with the car being a status symbol and an instrument to express a specific lifestyle. It is therefore even more important to build and maintain strong brands.

Our model provides information about product relations and can be used as a powerful positioning tool by focusing on the detected dimensions. It can be consulted for both positioning of a new as well as for repositioning an existing product.

### *7.2. Limitations of the study*

In interpreting the experimental results, one has to consider their limitations. We are aware that neither our predefined product attributes (price, weight, horsepower, reliability and equipment) nor the description of image aspects (design, modernity, functionality, fun-factor and prestige) does encompass all the possible elements of car brand evaluation. We recognize the complex nature of the consumer-based perceptions of brands. With the comparison of NMDS structures deriving from similarity judgments of brands (study 2, condition 1) and of combined information (product attributes and image qualities, study 4), we examined that something more seems to contribute to brand perception than our predefined product attributes and image qualities. Aspects such as shape, maximum speed, country of origin, etc. might also play a role when judging cars. Nevertheless we do believe that we have selected at least some of the relevant characteristics of cars.

The results may not be extended to other product categories and other populations, as they are only representative for car consumers living in Switzerland. Our respondents might perceive and evaluate cars similar as German consumers would do. If this study was done in other European countries or overseas instead, results would possibly be different. We would still expect a strong brand influence and two relevant dimensions. Considering the perceived similarities and relations, however, the structure of the perceptual space might look different. Although the results are only representative for the market of automobiles in Switzerland, it is very likely that the transfer of results can be applied to foreign markets. Nevertheless, more work is needed to explore the impact with other product categories and especially other target groups to see if the findings can be extended.

Above the generalization weakness, the number of competing brands is severely limited in our model. It therefore cannot provide an overview of the entire existing automobile market.

Furthermore, one could argue that we only focused on perceived similarities within these studies, which are not authoritative for purchase behavior. Continuing experiments focusing on preferences, however, indicate comparable findings, and show an even stronger brand influence. We therefore can assume that our results still are relevant for purchase behavior in general.

Although a considerable amount of research on brands has been done, we still neither have a detailed understanding nor a clear definition of the brand as a concept. Thus, by studying the relative judgments of products on the basis of varied information, we can begin to understand the role that different kinds of product information – such as brand name, product attributes and image qualities – play with regard to consumer's evaluation process.

As complex the brand seems to be, as powerful it is.

## 8. References

- Aaker, D. A. (1991). *Managing brand equity: Capitalizing on the value of brand name*. New York: The Free Press.
- Arabie, P., Carroll, J. D. & DeSarbo, W. S. (1987). *Three-way scaling and clustering*. Beverly Hills: Sage.
- Belk, R. W. (1988). Possessions and the extended self. *Journal of Consumer Research*, 2, 139-68.
- Biel, A. L. (1992). How brand image drives brand equity. *Journal of Advertising Research*, 32, 6-13.

- Carroll, J. D. & Arabie, P. (1980). Multidimensional scaling. *Annual Review of Psychology*, 31, 607-649.
- Carroll, J. D. & Green, P. E. (1997). Psychometric methods in marketing research. Part 2: Multidimensional scaling. *Journal of Marketing Research*, 34, 193-204.
- Cattell, R. B. (1966). The scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1, 245-276.
- Chang, J. J., & Carroll, J. D. (1989). How to use PROFIT - A computer program for property fitting by optimizing nonlinear or linear correlation. In P. E. Green, F. J. Carmone & S. M. Smith (Eds.), *Multidimensional Scaling: Concepts and Applications* (pp. 318-331). Newton: Allyn and Bacon.
- Enis, B. M. & Roering, K. J. (1980). Product classification taxonomies: Synthesis and consumer implications. In C. W. Lamb & P. M. Dunne (Eds.), *Theoretical developments in marketing* (pp. 186-189). Chicago: American Marketing Association.
- Hirschmann, E. (1980). Attitudes of attributes and layers of meaning. In J.C. Olson (Ed.), *Advances in consumer research* (pp. 7-12). Ann Arbor: Association for Consumer Research.
- Hurley, J. R. & Cattell, R. B. (1962). The Procrustes program: Producing direct rotation to test a hypothesized factor structure. *Behavioral Science*, 7, 258-262.
- Keller, K. L. (1993). Conceptualizing, measuring and managing customer-based brand equity. *Journal of Marketing*, 57, 1-22.
- Keller, K. L. (1998). *Strategic brand management: Building, measuring, and managing brand equity*. Upper Saddle River: Prentice-Hall.
- Kim, P. (1990). A perspective on brands. *Journal of Consumer Marketing*, 7, 63-67.
- Kleine, R. E., Kleine, S. S. & Kernan, J. B. (1993). Mundane consumption and the self: A social-identity perspective. *Journal of Consumer Psychology*, 2, 209-35.
- Kruskal, J. B. (1964). Nonmetric multidimensional scaling: A numerical method. *Psychometrika*, 29, 115-129.
- Kruskal, J. B. & Wish, M. (1991). *Multidimensional scaling*. Beverly Hills: Sage.
- Kotler, P. (1984). *Marketing management: Analysis, planning and control*. Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Läge, D. (2001). *Ähnlichkeitsbasierte Diagnostik von Sachwissen*. Habilitation thesis, University of Zurich, Switzerland.
- Läge, D., Daub, S., Bosia, L., Jäger, C. & Ryf, S. (2005). Die Behandlung ausreisserbehafteter Datensätze in der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung

- Relevanz, Problemanalyse und Lösungsvorschlag. *Forschungsberichte aus der Angewandten Kognitionspsychologie Zürich, Nr. 21*. Zürich: Universität Zürich.

- Lefkoff-Hagius, R. & Mason, C. H. (1993). Characteristic, beneficial, and image attributes in consumer judgments of similarity and preference. *Journal of Consumer Research*, 20, 100-110.
- Low, G. S. & Lamb, C. W. (2000). The measurement and dimensionality of brand associations. *Journal of Product and Brand Management*, 9, 350-368.
- Malhotra, N. K. (1988). Self concept and product choice: An integrated perspective. *Journal of Economic Psychology*, 9, 1-28.
- Marx, W. (1978). *Assoziationsmechanik. Formale Modelle des verbalen Gedächtnisses*. Habilitation thesis, University of Munich, Germany.
- Marx, W. & Stähli, L. (2001). Subjektive politische Strukturen in der Deutschschweiz. *Swiss Journal of Psychology*, 60, 192-201.
- Mayer, H. & Illmann, T. (2000). *Markt- und Werbepsychologie* (3rd ed.). Stuttgart: Schaeffer-Poeschel.
- Meenaghan, T. (1995). The role of advertising in brand image development. *Journal of Product and Brand Management*, 4, 23-24.
- Poiesz, T. B. C. (1989). The image Concept: Its place in consumer psychology. *Journal of Economic Psychology*, 10, 457-472.
- Rao, A. R., Qu, L. & Ruekert, R. W. (1999). Signaling unobservable quality through a brand ally. *Journal of Marketing Research*, 30, 359-68.
- Ratchford, B. T. (1975). The new economic theory of consumer behavior: An interpretative essay. *Journal of Consumer Research*, 2, 65-75.
- Schiffman, L. G. & Kanuk, L. L. (2000). *Consumer behavior* (7th ed.). London: Prentice-Hall.
- Solomon, M. R. (1983). The role of products as social stimuli: A symbolic interactionism perspective. *Journal of Consumer Research*, 10, 319-329.
- Spiegel, B. (1961). *Die Struktur der Meinungsverteilung im sozialen Feld: Das psychologische Marktmodell*. Bern: Huber.
- Swan, J. E. & Combs, L. J. (1976). Product performance and consumer satisfaction: A new concept. *Journal of Marketing*, 40, 25-33.

# 11 Lifestyle Maps - Präferenzbasierte Kundensegmentierung mittels NMDS

## *Abstract*

Lifestyle ist ein Konzept, welches in der Marktforschung zur Marktsegmentierung, Zielgruppenanalyse und Bildung von Konsumententypologien verwendet wird. Lifestyle manifestiert sich in unterschiedlichen Produktpräferenzen und in der Wahl von Marktangeboten. In dieser Arbeit wird im Rahmen eines auf Nonmetrischer Multidimensionaler Skalierung (NMDS) basierenden Marktmodells die Frage untersucht, ob sich in einer Stichprobe von 70 Studenten aus dem Grundstudium (je ein Drittel aus der Psychologie, den Wirtschafts- und den Ingenieurwissenschaften) Lifestyle-Gruppen identifizieren lassen, deren Mitglieder über die untersuchten lifestyle-relevanten Marktbereiche (Automarken, Freizeitangebote, Getränke, Kleidermarken, Kleiderstile bei Frauen und Männern, Urlaubsangebote und Wohnzimmereinrichtungen) jeweils übereinstimmende, gruppenspezifische Präferenzen zeigen. Die Präferenzen wurden mittels einer visuellen Analogskala erhoben, auf der die Objekte eines Marktbereiches parallel angeordnet wurden. Mit diesen Präferenzdaten wurde eine Clusteranalyse durchgeführt, aus der drei Lifestyle-Gruppen resultierten. Anschliessend wurden für die neun untersuchten Bereiche mittels NMDS so genannte Bereichskarten erstellt. In diesen Karten lagen die jeweiligen Mitglieder der drei Gruppen im Vergleich zu den übrigen Personen fast durchgehend signifikant näher zusammen. In einem weiteren Schritt wurden die drei Gruppen anhand von Produktpräferenzen und Daten aus einem eigens konstruierten Fragebogen charakterisiert. Die Resultate dieser Arbeit belegen, dass die angewendete Methode geeignet ist, Personen sogar innerhalb einer bezüglich Alter und Bildung homogenen Stichprobe einem bestimmten Lifestyle zuzuordnen.

## 1. Einleitung

Die Marktsegmentierung ist eines der grundlegendsten Instrumente der Marktforschung. Bei vielen Märkten ist die Heterogenität so gross, dass es sinnvoll ist, den Markt für die Konzeption eines Produktes oder für Marketingmassnahmen in Produkt- oder Kundensegmente aufzuteilen. Bei der Kundensegmentierung ist es zum Beispiel das Ziel, Gruppen von Konsumenten zu definieren, die in sich möglichst homogen sind und deren Mitglieder auf Marketingmassnahmen jeweils ähnlich reagieren und ähnliche Produkte oder Angebote favorisieren. Zwischen den Gruppen sollten aber klare Unterschiede bestehen, die sich zum Beispiel auch darin zeigen können, dass Werbung oder andere

Marketingmassnahmen, die diese Kundensegmente optimal ansprechen, sehr unterschiedlich sind.

Die Marktsegmentierung kann auf unterschiedlichen Arten von Daten basieren. Neben geographischer, demographischer und soziokultureller Segmentierung hat in den letzten Jahrzehnten vor allem die psychographische Segmentierung eine immer wichtigere Rolle eingenommen. Daneben gibt es auch noch die verhaltensbasierte Segmentierung.

Was für Variablen verwendet werden, hängt zum einen vom Ziel der Segmentierung ab, zum anderen sollte die verwendeten Variablen möglichst gute Vorhersagekraft bezüglich des Konsumentenverhaltens haben. Bereits seit langer Zeit in der Marktforschung verwendet werden demographische Variablen wie Alter, Geschlecht, Einkommen oder Bildung. Für bestimmte Märkte und Fragestellungen sind diese Variablen sehr geeignet und spielen eine grosse Rolle (z.B. das Geschlecht für den Zeitschriftenmarkt). Doch wenn man innerhalb eines Segmentes (zum Beispiel den Frauen) weitere Untersegmente definieren möchte oder die demographischen Variablen für einen Marktbereich eine untergeordnete Rolle spielen, ist man auf andere Variablen angewiesen. Allgemein hat sich gezeigt, dass demographische Variablen nur begrenzt für die Kundensegmentierung geeignet sind und oft nur einen geringen Anteil der Varianz im Konsumverhalten erklären. Zudem zeichnet sich in den letzten Jahren der Trend ab, dass demographische Variablen wie Alter oder Schicht im Vergleich zu psychographischen Variablen immer weniger wichtig werden.

Dass eine nur auf demographischen oder soziokulturellen Variablen basierende Kundensegmentierung den Anforderungen der praktischen Marktforschung nicht genügt, ist schon lange bekannt. In den Anfängen der Marktforschung wurde versucht, etablierte Instrumente aus der Persönlichkeitspsychologie zur Kundensegmentierung zu nutzen. Dieser Ansatz war aber nur von begrenztem Nutzen. Offenbar war der Zusammenhang von Persönlichkeit und Konsumverhalten nicht so gross wie erhofft.

In der Folge versuchte die Marktforschung sich an einem Konzept, das zumindest in der Soziologie schon länger bekannt war: dem Lifestyle oder Lebensstil. Während in der Soziologie dieses Konzept vor allem als „soziales Organisationsprinzip von Integration und Abgrenzung“ (Driesenbergh, 1992, S. 20) verwendet wird und in einem theoretischen Rahmen verankert ist, verschiebt sich der Fokus in der Marktforschung auf kommerzielle Verwertbarkeit und den Zusammenhang mit dem Konsum. In den heutigen Standardlehrbüchern der Konsumentenpsychologie wird Lifestyle definiert als:

“Intrinsic psychological, sociocultural, and behavioral characteristics that reflect how an individual is likely to act in relation to consumption decisions.” (Schiffman & Kanuk, 2000, S. 477)

“A set of shared values or tastes exhibited by a group of consumers, especially as these are reflected in consumption patterns.” (Solomon, 2002, S. 530)

Bei der Verwendung von Variablen, die zur Definition von Lifestyle-Gruppen hinzugezogen werden, gab es eine Entwicklung weg von den Persönlichkeitskonstrukten zum sogenannten AIO-Ansatz (Activities, Interest, Opinions; Wells & Tigert, 1971) und den Value-Ansätzen (z.B. Kahle, 1983; Mitchell, 1983).

Da sich der Lifestyle – zumindest wenn man den Definitionen in den Lehrbüchern folgt – vor allem auch im Konsumationsverhalten ausdrückt, gab es auch einige Arbeiten, die versuchten, Lifestyle aufgrund des Konsumationsverhaltens zu bestimmen. Frühere Arbeiten verwendeten Supermarkt-Daten (Alpert & Gatty, 1969; Wells, 1967) und konnten nachweisen, dass Gruppen von Konsumenten mit ähnlichen Konsumationsmustern auch bezüglich Demographie oder Wertvorstellungen Gemeinsamkeiten aufweisen. Fournier, Antes und Beaumier (1992) dagegen verwendeten zum Beispiel Aufzeichnungen von Konsumationstagebüchern.

Die Erhebung von Konsumationsmustern ist allerdings aufwendig und auch nicht immer möglich (z.B für Bereiche wie den Automarkt, wo nur alle paar Jahre ein neues Produkt gekauft wird). Präferenzen sind viel einfacher zu erheben und sollten als Vorstufe des Kaufverhaltens auch dazu geeignet sein, Lifestyle-Segmente zu bestimmen – vor allem wenn Präferenzen in lifestyle-relevanten Märkten erhoben werden.

## 2. Fragestellung

Wie bereits geschildert, wird Lifestyle zumindest in der Marktforschung auch über die Konsumationsmuster definiert. Der Lifestyle manifestiert sich vor allem über den Erwerb von bestimmten Produkten oder das Wahrnehmen von bestimmten Angeboten. In Marktbereichen, in denen sich die Produkte zu einem überwiegenden oder zumindest grossen Teil über das Image oder die soziale Positionierung differenzieren, hat der Lifestyle dementsprechend eine grössere Relevanz, so dass auch innerhalb eines einzelnen Marktbereiches verschiedene Lifestyles bestimmten Angeboten zugeordnet werden können.

Ein erstes Ziel dieser Studie ist es, zu untersuchen, ob sich in verschiedenen, lifestyle-relevanten Märkten oder Bereichen immer wieder die gleichen Lifestyle-Gruppen nachweisen lassen. Wenn sich Lifestyle in den Konsumationsmustern zeigt, sollte sich über verschiedene Märkte immer wieder die gleichen Lifestyle-Gruppen finden lassen.

Ein weiteres Ziel dieser Studie ist es, die Vorteile der Anwendung der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung (NMDS) zu illustrieren. Bei der Bildung von Kundensegmenten können Konsumenten aufgrund demographischer Variablen meist klar einem Segment zugeordnet werden. Bei den Lifestyle-Segmenten ist der Fall weniger eindeutig. Die Lifestylesegmente werden oft dazu verwendet, um



Konsumententypologien zu bilden, bei denen jedes Segment durch einen typischen Vertreter charakterisiert wird. Einzelne Konsumenten werden jeweils einem Segment zugewiesen und somit mit dem jeweiligen Typen gleichgesetzt. Aus Praktikabilitätsgründen mag das sinnvoll sein, da sich der Marketingstrategie oder Werber so ein klareres Bild von seiner Zielgruppe machen kann. In der Realität aber ist es eher so, dass ein einzelner Konsument mehr oder weniger gut einer dieser Gruppen zugeordnet werden kann oder auch irgendwo zwischen diesen Gruppen liegt. Diesem dimensionalen Charakter wird die Zuteilung in Segmente nicht gerecht. Mittels NMDS dagegen lässt sich jeder Konsument so in einer Lifestyle-Karte positionieren, dass klar wird, ob er einem typischer Vertreter eines Segmentes entspricht oder eher zwischen zwei Segmenten positioniert ist.

### 3. Datenerhebung

#### *3.1. Untersuchungsmaterial*

Es wurden Objekte (Marken, Angebote, Produkte) aus den folgenden neun Marktbereichen als Untersuchungsmaterial ausgewählt: Automarken (20 Objekte), Freizeit (20 Objekte), Getränke (18 Objekte), Kleidermarken (19 Objekte), Kleiderstile Frauen (18 Objekte), Kleiderstile Männer (18 Objekte), Nahrungsmittel (18 Objekte), Urlaub (20 Objekte) und Wohnzimmereinrichtungen (19 Objekte). In allen diesen Marktbereichen spielt der Lifestyle sicher eine wesentliche Rolle. Bei der Auswahl der insgesamt 170 Objekte wurde darauf geachtet, dass jeweils ein breites Spektrum des jeweiligen Marktbereichs vertreten war.

#### *3.2. Stichprobe*

Insgesamt nahmen 70 Studierende im Grundstudium aus der Universität Zürich und der Eidgenössischen Technischen Hochschule Zürich an der Untersuchung teil, mit den Hauptfächern Psychologie ( $n = 24$ ), Ingenieurwissenschaften ( $n = 23$ ) und Wirtschaftswissenschaften ( $n = 23$ ). Es handelt sich somit um eine bezüglich Alter und Bildung homogene Stichprobe. Durch die Berücksichtigung unterschiedlicher Studienrichtungen wurde allerdings versucht, eine grössere Variabilität bezüglich Lifestyle zu erhalten, als dies bei einer Stichprobe mit Studenten aus nur einem Hauptfach der Fall gewesen wäre. Die Stichprobe setzte sich zusammen aus 42 Frauen und 28 Männern (40%), das durchschnittliche Alter betrug 22 Jahre ( $SD = 3.27$ ). 99% waren ledig und 67% arbeiteten neben dem Studium gar nicht oder weniger als 8 Stunden pro Woche.

Codiert wurden die Probanden mit einem Buchstaben, welcher auf ihre Studienrichtung hindeutet (die Bezeichnung „E“ steht für das Hauptfach Ingenieurwissenschaften an der ETH, „P“ für Psychologie und „W“ für Wirtschaftswissenschaften) und einer angehängten Zahl.

### 3.3. Erhebung der Präferenzen

Die Präferenzdaten der neun Marktbereiche wurden mittels einer Idealskala an einem PC erhoben (Abbildung 1). Es handelt sich dabei um eine Variante einer visuellen Analogskala, welche am Lehrstuhl für Allgemeine Psychologie der Universität Zürich entwickelt wurde. Die Probanden wurden nach einem einführenden Text gebeten, die Objekte auf dem Bildschirm, welche jeweils auf der linken Seite der Idealskala lagen, via „Drag’n’Drop“ so auf der Skala zu platzieren, dass die von ihnen bevorzugten Objekten näher beziehungsweise die weniger präferierten Objekten weiter weg vom Ideal zu liegen kommen. Dabei spielen nur die vertikalen Abstände der Objekte auf der Skala eine Rolle. Die Distanzen auf der Idealskala werden von 1 bis 9 skaliert, wobei die höchste Präferenz den Skalenwert 9 erhält. Es resultieren auf diese Weise die Präferenzdaten, welche als Grundlage für die Berechnung der NMDS-Karten dienen.

Die Testpersonen beantworteten stets eine bereichsspezifische Frage, nach der sie die Objekte platzieren sollten. Beispielsweise lautete die einleitende Frage beim Bereich Automarken „Wie sehr sprechen Dich diese Automarken an?“.

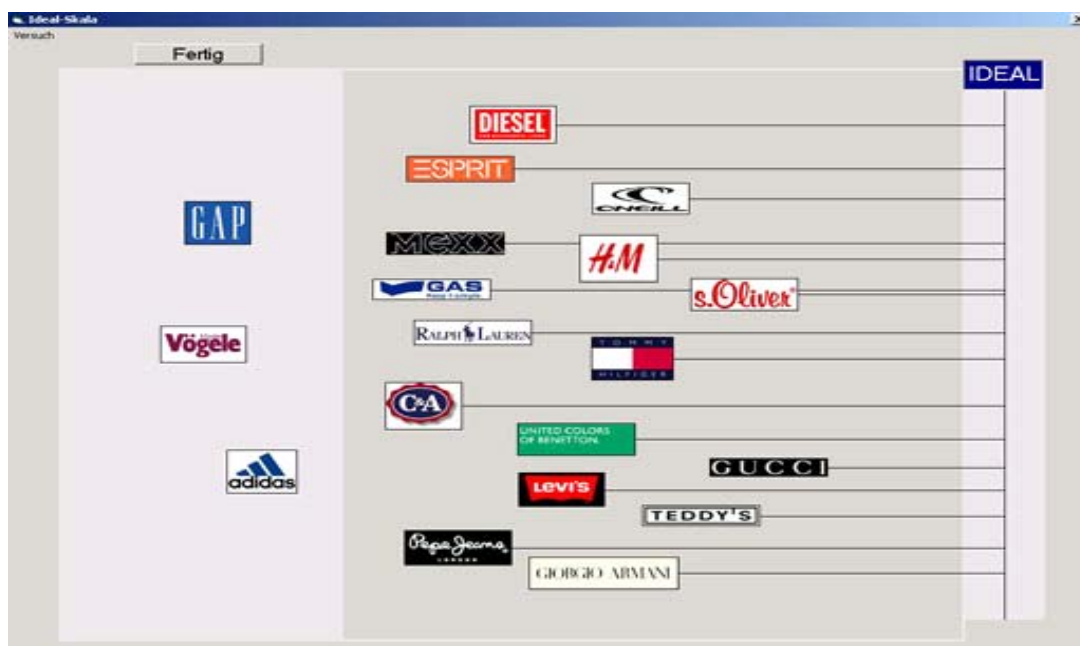


Abbildung 1: Idealskala für den Bereich Kleidermarken

Bei der Zusammenstellung der Fragen wurde insbesondere darauf geachtet, dass die Fragen eine allgemeine Präferenz der Objekte evozieren sollten. Der Zweck dieser Bemühung bestand darin, den Faktor Preis auszuschalten (insbesondere bei den Bereichen Kleider- und Automarken), welcher bei dieser studentischen Stichprobe wohl eine erhebliche Rolle spielt.

### 3.4. Fragebogen

Am Ende der Erhebung wurde von den Probanden zusätzlich noch ein speziell zusammengestellter Fragebogen ausgefüllt. Neben Fragen zu demographischen Daten enthielt er verschiedene Fragen zu Aktivitäten, Interessen und Meinungen. Dies sollte ein Einbezug des AIO-Ansatzes (Wells & Tigert, 1971) in diese Untersuchung ermöglichen.

## 4. Erstellung von Marktkarten

Um die mittels der Idealskala erhobenen Daten als geometrische Konfiguration abzubilden, kommt die Nonmetrische Multidimensionale Skalierung (NMDS) zum Einsatz. Die Präferenzdaten werden mittels dem im Statistik-Programm ProDaX eingebauten Algorithmus RobuScal (Läge, Daub, Bosia, Jäger & Ryf, 2005) skaliert. Es handelt sich dabei um einen mathematischen Approximations-Algorithmus, der die Ähnlichkeiten der Objekte möglichst verzerrungsfrei in einem ein- oder mehrdimensionalen Raum als Distanzen abbildet. Der RobuScal-Algorithmus zeichnet sich in erster Linie durch besondere Robustheit im Umgang mit Ausreißern und inkonsistenten Urteilen aus: Proximitäten, die nicht so recht ins Gesamtbild passen, erhalten bei der Kartenbildung ein geringeres Gewicht, damit sie das Gesamtbild möglichst wenig verzerren. Grundbasis der Berechnung einer Karte ist die Korrelationsmatrix, welche die Korrelationen aller Probandenpaare aufgrund ihrer abgegebenen Präferenzen für einen bestimmten Bereich enthält. Die Abbildungen 2 und 3 illustrieren die Präferenzkorrelationen zwischen je zwei Probanden, welche entweder positiv oder negativ miteinander korrelieren. Eine positive Korrelation zwischen zwei Probanden, wie in Abbildung 2 dargestellt, bedeutet, dass diese Personen ähnliche Präferenzen zu den Objekten – in diesem Fall Automarken - aufweisen. Hingegen haben die Probanden in Abbildung 3 eher entgegengesetzte Objektpräferenzen.

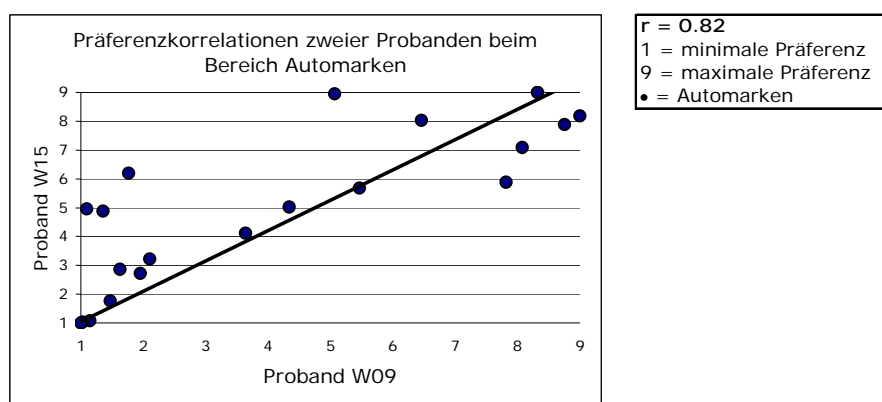
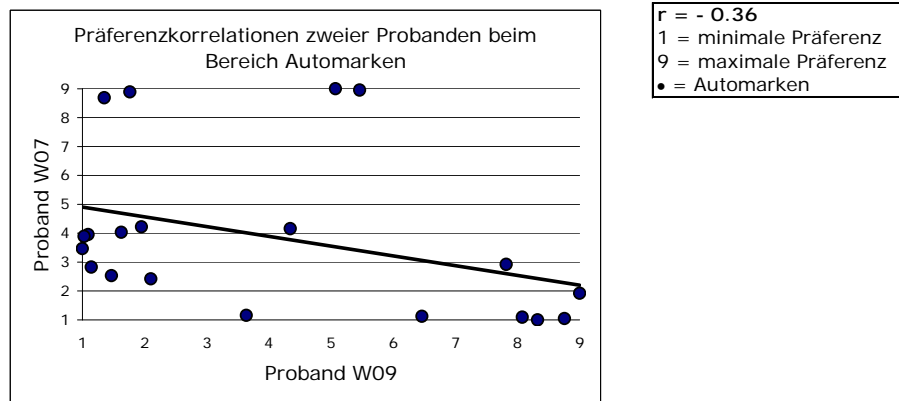
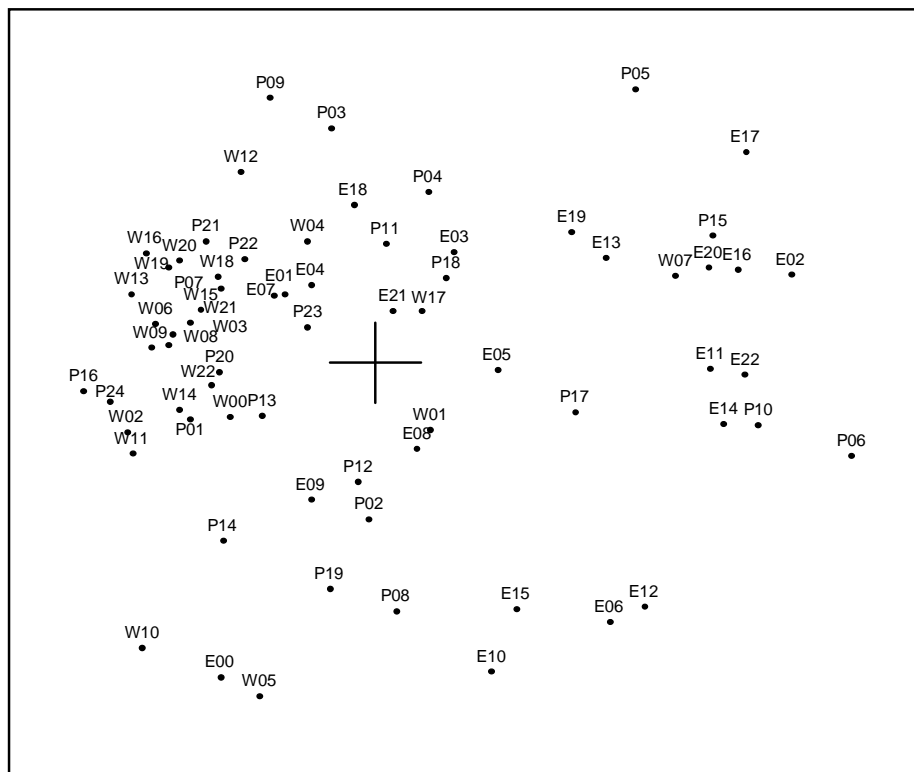


Abbildung 2: Positive Korrelation zwischen zwei Probanden im Bereich Automarken



**Abbildung 3: Negative Korrelation zwischen zwei Probanden im Bereich Automarken**

Diese Korrelationen wurden über alle Versuchspersonen für jeden Marktbereich berechnet. Auf diese Weise ergibt sich jeweils die notwendige Korrelationsmatrix zur Berechnung der Bereichskarte. Durch die Skalierung mit dem RobuScal-Algorithmus ergeben sich neun Karten (pro Bereich eine Karte), in denen die einzelnen Personen als Punkte repräsentiert sind. Personen, welche positiv miteinander korrelieren, und folglich ähnliche Präferenzen im jeweiligen Marktbereich aufweisen, liegen auf der Bereichskarte nahe beieinander. Hingegen liegen Personen mit unähnlichen Präferenzen auf der Karte weiter weg. In Abbildung 4 ist eine entsprechende Karte für den Bereich der Automarken dargestellt.



Stress NMDS: 0.213

**Abbildung 4: Bereichskarte Automarken**

## 5. Bestimmung der Lifestyle-Gruppen

Im Fokus der ersten Fragestellung steht die Identifikation von Personengruppen, welche sich jeweils in allen Marktbereichen nachweisen lassen. In einem ersten Schritt sollen zu diesem Zweck die eigentlichen Gruppen identifiziert werden. Diese Identifikation der Lifestyle-Gruppen erfolgt mittels einer Clusteranalyse, die auf einer Korrelationsmatrix basiert, für die die Präferenzen über alle neun lifestyle-relevanten Marktbereiche korreliert werden (jeweils für jede mögliche Paarung der Probanden). Als Kalkulationsmodell wird die *Average-Methode* verwendet, nach der schrittweise jeweils die zwei Cluster fusioniert werden, für die der Mittelwert aller Distanzen zwischen den zu einem Clusterpaar gehörenden Objekten minimal wird. Das Dendrogramm (Abbildung 5) weist auf eine Lösung mit drei Clustern hin, welche im Folgenden jeweils Cluster I (n=29), II (n=20) und III (n=20) genannt werden. Ein Proband (P19) wird aus der Gruppenzuteilung ausgeschlossen, da dieser ein so ungewöhnliches Präferenzmuster aufweist, dass er in der Clusteranalyse als eigenständige Gruppe definiert wird.

Anzumerken bleibt, dass es für die Definition der ‚richtigen‘ Anzahl Gruppen bei der Clusteranalyse keine optimale Lösung gibt. Das Festlegen einer Trennlinie im Dendrogramm (so genanntes Tree Cutting) ist zwar eine gebräuchliche, aber nicht immer optimale Methode (Kettenring, 2006; Stuetzle, 2003). Schlussendlich spielen auch inhaltliche und zweckbezogene Überlegungen eine Rolle.



Abbildung 5: Dendrogramm der Clusteranalyse

## 6. Nachweis der Lifestyle-Gruppen in den Bereichskarten

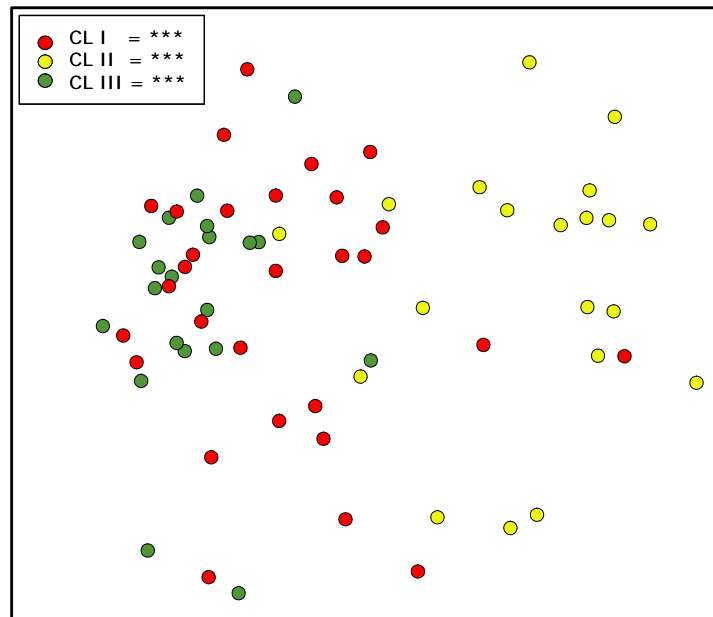
In einem weiteren Schritt soll nun die eigentliche Fragestellung geklärt werden, ob sich die definierten Clustermmitglieder auch in jeder einzelnen Bereichskarte stets gruppieren. Zu diesem Zweck wurde jeweils ein t-Test für abhängige Stichproben, basierend auf Distanzunterschieden, berechnet. Dabei wurde die Distanz von einem Punkt aus zu allen anderen Punkten des gleichen Clusters in der Bereichskarte berechnet und gemittelt. Dieser Wert wurde schliesslich mit der gemittelten Distanz zu den übrigen Punkten verglichen. Diese Berechnung wurde jeweils für alle Punkte beziehungsweise Personen eines Clusters durchgeführt. Tabelle 1 fasst die resultierenden Signifikanzwerte der berechneten t-Tests bezüglich Gruppierungstendenz zusammen. Cluster I lässt sich mit Ausnahme des Bereichs Wohnzimmereinrichtung bei allen untersuchten Marktbereichen nachweisen. Cluster II lässt sich in sieben von neun Bereichen belegen. Cluster III konnten in fünf von neun Bereichen nachgewiesen werden. Im Vergleich zu den anderen zwei Clustern scheint Cluster III schlechter identifizierbar. Dies könnte daran liegen, dass die Mitglieder dieses Clusters nicht in allen untersuchten Bereichen ihren persönlichen Lifestyle deutlich demonstrieren.

Tabelle 1: Zusammenfassung der t-Tests

	CL I	CL II	CL III
Universalkarte	***	***	***
Automarken	***	***	***
Freizeit	***	***	ns
Getränke	*	ns	ns
Kleidermarken	***	***	***
Kleiderstile F	***	***	ns
Kleiderstile M	**	ns	**
Nahrungsmittel	***	***	ns
Urlaub	***	***	*
Wohnzimmer	ns	**	*

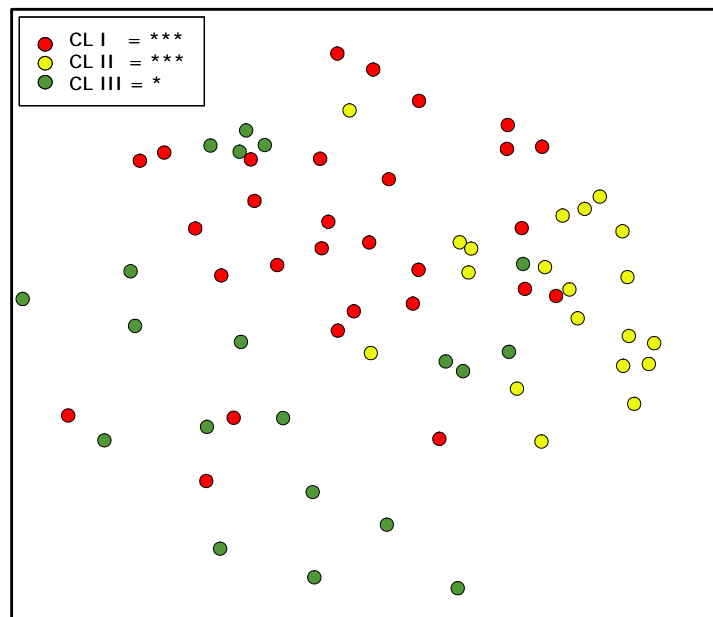
ns:  $p > .05$  / \*:  $p < .05$  / \*\*:  $p < .01$  / \*\*\*:  $p < .001$

Die Abbildungen 6 und 7 zeigen exemplarisch die Karten zu den Bereichen Automarken und Urlaub. In jeder Bereichskarte wurden die Mitglieder der drei Cluster farblich gekennzeichnet. In der Bereichskarte Automarken gruppieren sich die jeweiligen Mitglieder aller drei Cluster auf einem hochsignifikanten Niveau. Auch beim Bereich Urlaub ordnen sich die jeweiligen Mitglieder nahe aneinander, wobei bei Cluster III einen weniger hohes Signifikanzniveau resultiert als bei den beiden anderen Clustern.



Stress NMDS 0.213

Abbildung 6: Bereichskarte Automarken



Stress NMDS 0.206

Abbildung 7: Bereichskarte Urlaub

### 6.1. Fazit zum Nachweis der Lifestyle-Gruppen in Bereichskarten

Mit dieser Analyse konnte nachgewiesen werden, dass sich über verschiedene Produktbereiche Konsumentengruppen beziehungsweise Lifestyle-Typen nachweisen lassen, welche jeweils übereinstimmende Präferenzen haben. Die Resultate belegen, dass die angewendete Methode der NMDS geeignet ist, Personen sogar innerhalb einer bezüglich Alter und Bildung homogenen Stichprobe einem bestimmten Lifestyle zuzuordnen. Weiter wird durch die Anwendung der NMDS die Beziehung der Gruppen



zueinander auf eine intuitive Weise dargestellt, was wiederum die Interpretation und Charakterisierung der Lifestyle-Gruppen vereinfachen wird.

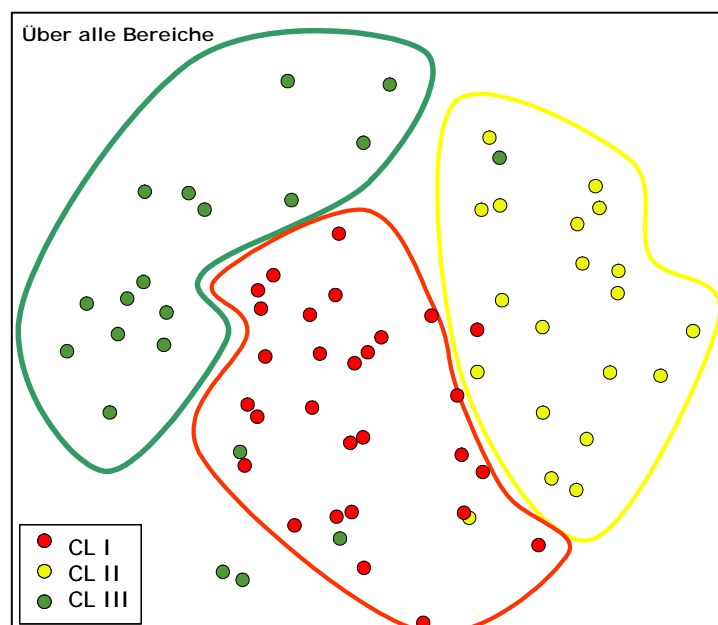
## 7. Charakterisierung der Lifestyle-Gruppen

### 7.1. Zielsetzung

Als Weiterführung soll in diesem Teil der Frage nachgegangen werden, ob und wie sich die gefundenen Cluster I, II und III beschreiben lassen. Durch was zeichnen sich die typischen Vertreter aus, welche Produkte und Marken favorisieren sie und schliesslich, für welche Art von Lifestyle steht jeder einzelne Cluster?

Diese Fragen können natürlich auch mit traditionellen Methoden wie Kreuztabellen (z.B. für Clusterzugehörigkeit und Geschlecht) und Mittelwertsvergleichen (z.B. der Präferenzen für Automarken für ein jeweiliges Cluster) angegangen werden, doch soll hier der Fokus auf Methoden liegen, die auf NMDS-Karten basieren.

Ausgangspunkt der Analyse soll eine Universalkarte sein, auf die dann die verschiedenen Charakterisierungsmethoden angewendet werden. Dazu wird analog zu den Bereichskarten aus einer Korrelationsmatrix eine Karte berechnet, nur beruhen die Korrelationen in diesem Fall auf den Daten für alle neun erhobenen Marktbereiche. Die resultierende Karte (Abbildung 8) repräsentiert also die Positionierung der Personen über verschiedenartige lifestyle-relevante Konsumbereiche und kann somit berechtigterweise als Lifestyle-Karte oder Lifestyle Map bezeichnet werden. In Abbildung 7 sind zudem die drei zuvor definierten Cluster farblich dargestellt. Die durchgezogenen farbigen Linien, welche den Bereich eines Clusters umschliessen, wurden approximativ gezeichnet und dienen nur der Veranschaulichung.



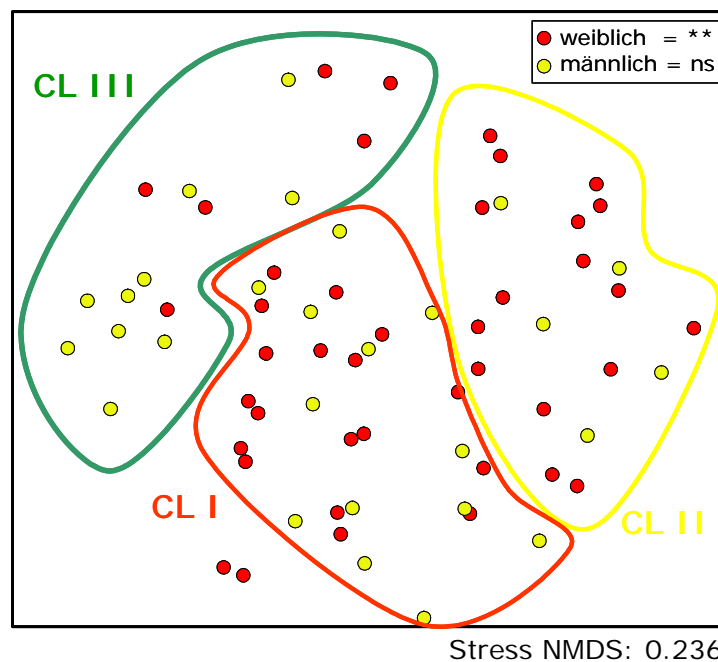
Stress NMDS 0.236

Abbildung 8: Lifestyle Map mit den 3 Clustern

In den folgenden Abschnitten werden verschiedene Charakterisierungsmöglichkeiten in Bezug auf diese Lifestyle Map dargestellt und diskutiert. Dabei vermögen einzelne Ansätze Details aufzudecken, während andere wiederum einen groben Einblick in die Präferenzstruktur der Cluster erlauben. Es soll also nicht um die Frage gehen, welcher Ansatz den anderen vorzuziehen ist. Im Gegenteil – erst alle Ansätze zusammen ergeben ein plastisches Bild der drei Lifestyle-Gruppen.

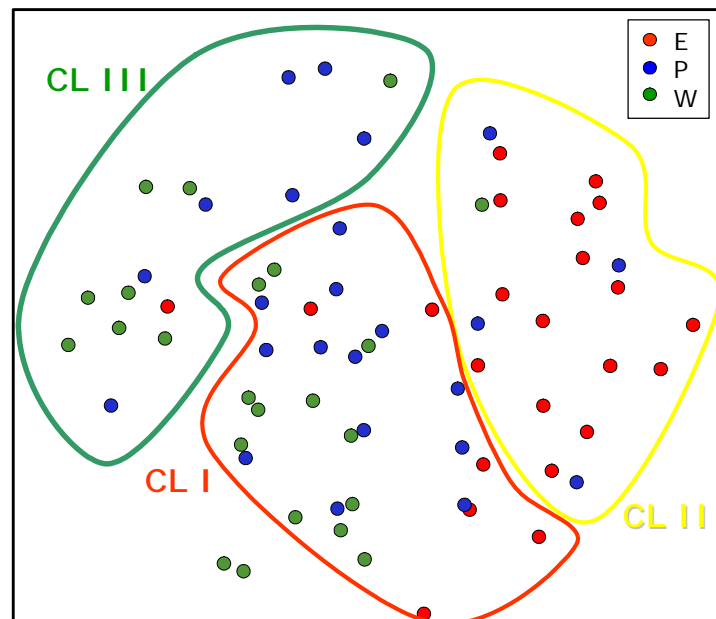
### 7.2. Visualisierung der Verteilung von Eigenschaften

Ein erster Ansatz ist es, die Lifestyle-Karte bezüglich gewisser Merkmale der darin positionierten Personen einzufärben. In Abbildung 9 wurde dies für das Geschlecht der Probanden getan. Wie man der Darstellung entnehmen kann, scheint das Geschlecht beim Cluster I ziemlich ausgeglichen zu sein, während Cluster II mehr weibliche und Cluster III mehr männliche Vertreter hat. Beide Geschlechter verteilen sich ziemlich gleichmässig über die ganze Karte, wobei es bei den Frauen eine leichte Tendenz zur Positionierung auf der rechten Seite der Karte zu geben scheint, was sich auch in einer signifikanten Gruppierungstendenz äussert.



**Abbildung 9: Lifestyle Map mit Geschlechtszugehörigkeit**

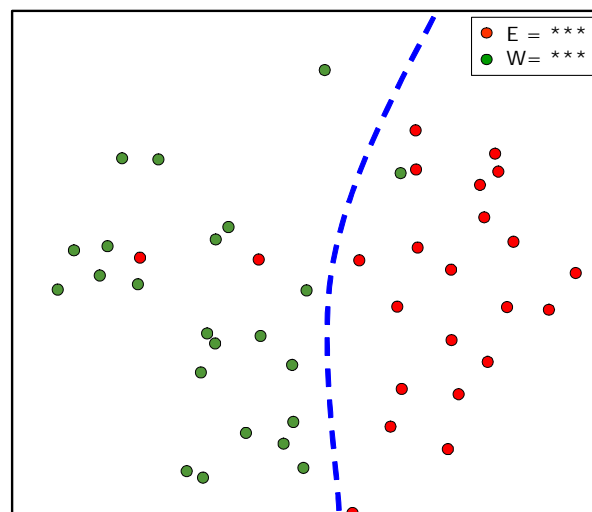
Färbt man die Lifestyle Map aufgrund der Studienfachzugehörigkeit ein (Abbildung 10), zeigt sich, dass Cluster I bezüglich Studienfach ziemlich durchmischt ist, aber vor allem aus Studierenden aus der Psychologie (P) und Wirtschaftswissenschaften (W) besteht, was noch ausgeprägter für Cluster III gilt. Cluster II dagegen wird zu einem überwiegenden Teil von ETH-Studierenden (E) gebildet.



Stress NMDS: 0.236

**Abbildung 5: Lifestyle Map mit Fachzugehörigkeit**

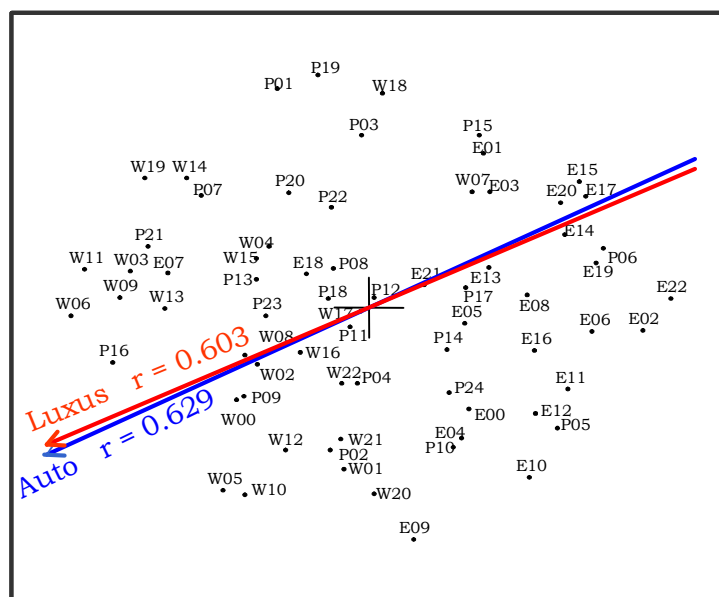
Auch unabhängig von den Lifestyle-Gruppen sind in der Karte klare Trends erkennbar. Für alle drei Studienfächer ergeben sich signifikante Gruppierungstendenzen. Besonders deutlich zeigen sich diese Gruppierungstendenzen, wenn die Psychologie-Studenten aus der Karte ausgeblendet werden (Abbildung 11). Die gestrichelte blaue Linie in der Karte verdeutlicht die bis auf wenige Ausnahmen klare Trennung zwischen den Studienrichtungen Wirtschafts- und Ingenieurwissenschaften.

**Abbildung 11: Lifestyle Map ohne Psychologiestudenten**

Offenbar gibt es also einen starken Zusammenhang zwischen Lifestyle und Wahl des Studienfaches. Dies verdeutlicht, wie wichtig es war, verschiedene Studienrichtungen bei der Zusammenstellung der Stichprobe zu berücksichtigen. Interessant in diesem Kontext ist auch ein Befund von Mian und Kay (2003), die einen Zusammenhang zwischen dem Studienfach und der Ausprägung des Sensation Seekings nachweisen konnten.

### 7.3. Eigenschaftsvektoren

Mittels multipler linearer Regression lassen sich zusätzlich erhobene Daten als Eigenschaftsvektoren in NMDS-Karten darstellen (Chang & Carroll, 1989). Dank dieser Vektoren kann die Lifestyle Map weiter interpretiert werden, da sie Tendenzen aufzeigen, wo gewisse Merkmale mehr oder weniger ausgeprägt sind. Wie bereits erwähnt, wurde am Ende der Erhebung von jedem Teilnehmer ein Fragebogen ausgefüllt, welcher anhand der AIO-Dimensionen (*Activities, Interests and Opinions*) zusammengestellt wurde (Wells & Tigert, 1971). Plummer (1974) liefert eine ausführliche Beschreibung dieser Dimensionen. Alle Items des Fragebogens wurden mittels multipler Regression auf die Eignung zur Einpassung in die Lifestyle-Karte überprüft. Vier der Items bzw. Fragen, die hohe Korrelationskoeffizienten aufweisen und somit mögliche Tendenzen in der Karte aufzeigen könnten, werden im Folgenden als Eigenschaftsvektoren dargestellt. Bei der ersten dieser Fragen wurden die Probanden gefragt „Wie wichtig ist für Dich Luxus?“. Die zweite Frage lautete „Wie wichtig ist für Dich ein eigenes Auto?“. Die möglichen Antwortkategorien waren „unwichtig“, „nicht so wichtig“, „wichtig“ und „sehr wichtig“. Diese beiden Fragen wiesen einen Korrelationskoeffizienten über  $r = 0.6$  auf, was eine vorsichtige Interpretation der eingepassten Eigenschaftsvektoren erlaubt (Abbildung 12), wobei bei beiden Vektoren mit 36% nur ein niedriger Anteil der Varianz erklärt werden kann.



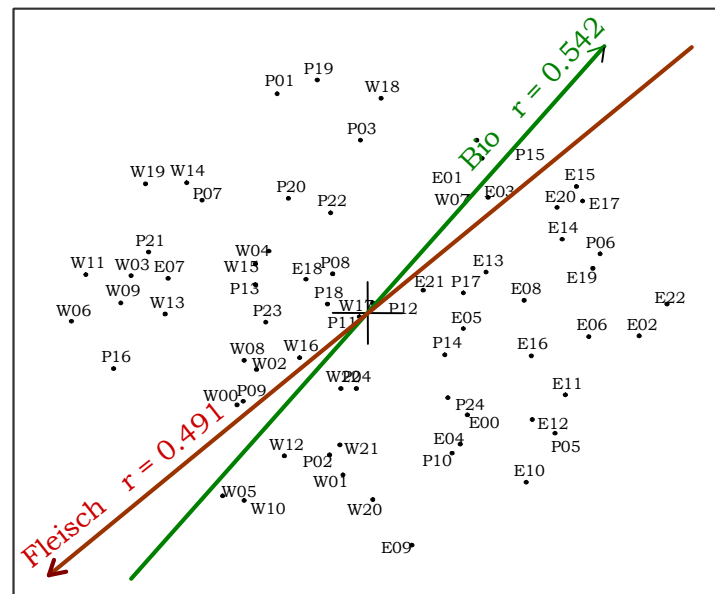
Stress NMDS: 0.236

**Abbildung 12: Eigenschaftsvektoren Luxus und Auto**

Abbildung 12 legt die Interpretation nahe, dass diejenigen Probanden, welche im linken unteren Bereich der Lifestyle Map zu liegen kommen, eher Wert auf Luxus und auf ein eigenes Auto legen als die Personen, welche sich rechts oben positioniert haben. In Bezug auf unsere drei gefundenen Cluster tangieren diese Eigenschaftsvektoren insbesondere Cluster II und Cluster III. Für Cluster III bedeutet dies, dass es sich um

eine luxus-betonte Gruppe handeln könnte (im folgenden Abschnitt werden weitere Befunde diese Annahme stützen).

Zwei anderen Fragen lauteten „Wie oft isst Du Bioprodukte?“ und „Wie oft isst Du Fleisch?“. Die möglichen Antwortkategorien hiessen „nie“, „selten“, „gelegentlich“, „oft“ und „immer“. Diese Items wiesen Korrelationskoeffizienten von  $r = 0.54$  und  $r = 0.49$  auf womit die resultierenden Eigenschaftsvektoren wiederum nur als eine Tendenz in der Lifestyle Map interpretiert werden sollten (Abbildung 13).



Stress NMDS: 0.236

**Abbildung 13: Eigenschaftsvektoren Fleisch und Bio**

Diese zwei Fragen bilden eine interessante Fragekombination, die sich um einen ernährungs- und gesundheitsbewussten Lebensstil dreht. Personen, die weniger oder nie Fleisch essen, machen dies entweder aus Überzeugung zum Vegetarismus oder im Bewusstsein, dass ein zu hoher Verzehr an Fleisch ungesund sein kann. Bioprodukte hingegen werden von Konsumenten präferiert, weil sie unverfälschte Produkte von höchster Qualität garantieren. Es treffen somit zwei Fragen aufeinander, die einen Lebensstil repräsentieren, bei dem sich die Personen Gedanken über die Gesundheit und die eigenen Essgewohnheiten machen. Offenbar sind diejenigen Individuen, die sich im rechts oben liegenden Bereich der Karte positioniert haben, eher Personen, welche auf die Gesundheit und somit auch auf die Essgewohnheiten achten, bewusst Bioprodukte und weniger oder gar kein Fleisch essen. Bezogen auf unsere drei Lifestyle-Gruppen trifft dies insbesondere auf Cluster II zu.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass das Einpassen von Eigenschaftsvektoren in die Lifestyle-Karte durchaus sinnvolle Interpretationsmöglichkeiten für diese Karte bieten kann.

#### 7.4. Einpassen von Objekten in die Lifestyle Map

Eine weitere Möglichkeit, die Charakterisierung der drei Lifestyle-Gruppen zu vertiefen, besteht darin, Objekte (also Marken, Angebote, Produkte) aufgrund der Präferenzverteilung in die Lifestyle Map einzupassen. Die Objekte werden in der Lifestyle-Karte also bei denjenigen Personen positioniert, die sie am meisten ansprechen. Dazu werden die Präferenzdaten mittels des RobuPref-Verfahrens analysiert (siehe Kapitel 8). Das Resultat dieses Verfahrens für den Bereich Automarken ist in Abbildung 14 dargestellt.

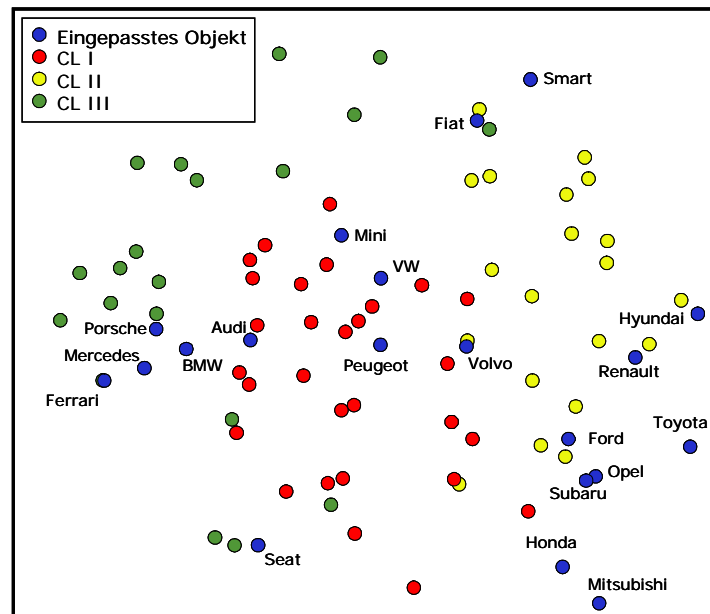


Abbildung 14: Lifestyle Map mit eingepassten Automarken

Es ist klar ersichtlich, dass die drei Lifestyle-Gruppen sich in ihren Präferenzen im Marktbereich Automarken unterscheiden. Während die Mitglieder von Cluster III eher die Oberklassewagen *BMW*, *Mercedes* oder *Porsche* bevorzugen, präferieren die Mitglieder von Cluster II eher Mittelklasseautos. Auch dies spricht dafür, dass die Mitglieder von Cluster III eher einen luxusbetonten Lifestyle bevorzugen, während die Mitglieder von Cluster II eher dazu tendieren, ein bescheidenes Leben zu führen, welches frei von Luxusgütern oder zumindest frei von solchen Marken ist, die ein Luxus-Image demonstrieren. Cluster I liegt irgendwo dazwischen, wobei dessen Mitglieder auf alle Fälle keine asiatische Mittelklasseautos bevorzugen, so wie es beim Cluster II der Fall ist, sondern eher trendigere Automarken wie *Mini*. Gleichzeitig favorisieren diese Personen aber auch Marken wie *Peugeot* oder *VW*, welche als Qualitätsautos eher zu den Mittelklasseautos gehören.

Interessant wird es, wenn man eine Erweiterung vornimmt, indem man nicht nur die Objekte eines Marktbereiches in die Universalkarte einpasst, sondern Objekte aus verschiedenen lifestyle-relevanten Bereichen. Die so resultierende Karte erlaubt einen globaleren Einblick in die Präferenzstruktur der einzelnen Cluster. In Abbildung 15 wurde eine Auswahl von Objekten aus insgesamt vier Bereichen in die Lifestyle Map eingepasst:

Auto- und Kleidermarken, Kleiderstile von Frauen und von Männern. Die drei Cluster wurden in der Karte farblich gekennzeichnet, die Kleiderstile werden durch entsprechende Bilder und die Marken durch die jeweiligen Logos repräsentiert



Abbildung 15: Lifestyle Map mit eingepassten Objekten (1)

Je mehr Objekte in die Lifestyle-Karte eingepasst werden, desto besser können die Lifestyles, welche die einzelnen Cluster auszeichnen, erfasst werden. Es zeigt sich beispielsweise, dass sich die Luxusmarken aus den Bereichen Auto und Kleider auf der Karte nahe beieinander gruppieren, und dass sie von den in diesem Bereich liegenden Mitgliedern des Clusters III favorisiert werden. Sportlichkeit und Einfachheit in der Bekleidung prägen die Präferenzen von Cluster II, während Cluster I eher trendigere Kleiderstile und Marken bevorzugt.

In der Abbildung 16 ist eine weitere Auswahl von Objekten aus den Bereichen Urlaub und Freizeit eingepasst worden. Möchte man beispielsweise Cluster II bewerben, so könnte ein Reisebüro ein Angebotspaket offerieren, welches eine Interrail Reise innerhalb Europas, Zeltplatz-Übernachtungen und sogar ein Bastelkurs beinhaltet. Während also die Mitglieder des Clusters II eher auf eigene Faust und in der Natur ihre Ferien verbringen, schätzen die Mitglieder des Clusters III eher noblere und exklusivere Urlaubsangebote. Mitglieder des Clusters III beschäftigen sich in ihrer Freizeit mit der Trendsportart Golf. Oder man findet sie, zusammen mit den Mitgliedern des Clusters I, in den geschlossenen und modernen Räumen eines Fitnessstudios.

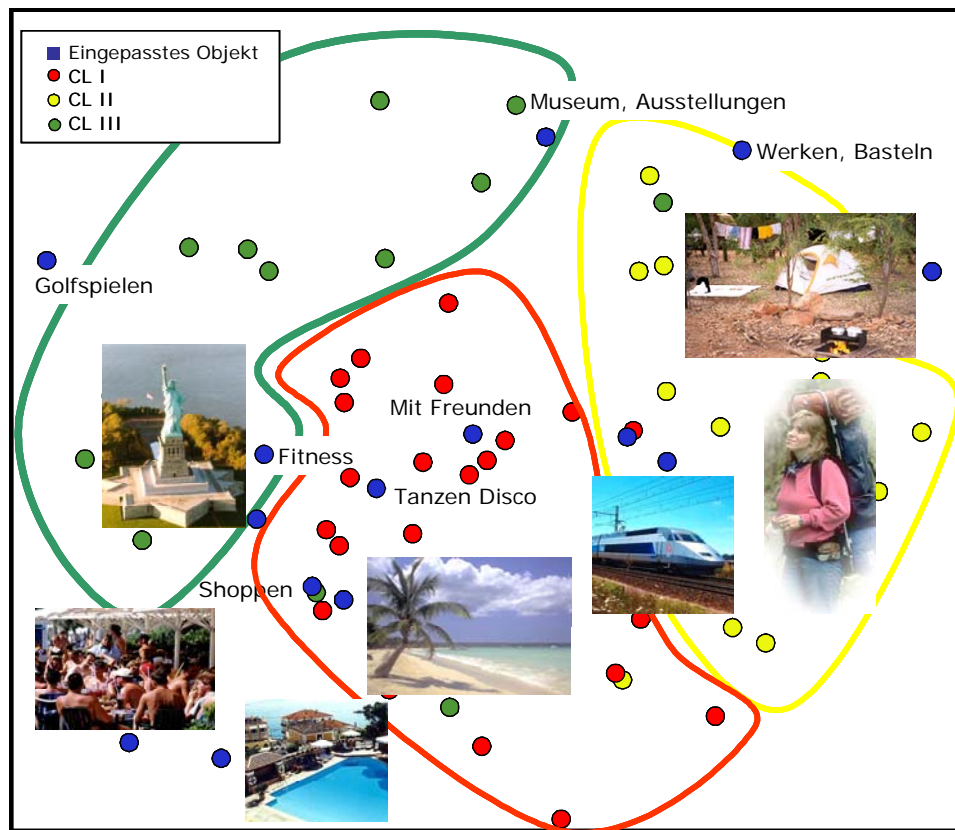


Abbildung 16: Lifestyle Map mit eingepassten Objekten (2)

Der Vorteil dieser Methode ist sicher die intuitive Darstellung der Präferenzverteilungen in einer Karte, was auch für die Interpretation der Cluster sehr hilfreich ist. Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass dies eine hervorragende Methode zur Charakterisierung der Konsumentensegmente ist. In der praktischen Anwendung erlaubt diese Methode dem Marktforscher zum einen die Festlegung gezielter und kundengerechter Marktstrategien, zum anderen lassen sich über die kombinierten Karten auch mögliche Partner für Co-Branding-Kampagnen identifizieren (siehe Kapitel 12).

### 7.5. Zusammenfassende Beschreibung der Lifestyle-Gruppen

Die Befunde zur Charakterisierung mittels der zuvor vorgestellten Methoden erlauben es nun, den drei gefundenen Lifestyle-Gruppen ein Profil zu geben. An dieser Stelle ist es nun angebracht, die Erkenntnisse zu sammeln und für jede Gruppe zusammenzufassen, angereichert mit einigen weiteren Erkenntnissen aus dem abschliessenden Fragebogen. Für jeden der drei Cluster soll ein plastisches Bild eines typischen Vertreters erstellt werden, welches einen Einblick in den gruppenspezifischen Lifestyle ermöglicht.

#### *Cluster I: Der trendbewusste Dynamiker*

Die erste Lifestyle-Gruppe besteht aus Personen, die entweder Psychologie oder Wirtschaft studieren. Das Verhältnis der Geschlechter ist ausgeglichen. Sie folgen mit Markenprodukten den aktuellen Trends, sei dies in der Modebranche beim Tragen der letzten Kollektion von *Diesel* oder *H & M* oder auch beim Nippen eines *Red Bulls* in einer



Bar. Will man somit das Interesse eines solchen Typs wecken, so kann man dies über trendige Marken wie *Mini* tun. Im Weiteren zeichnen sich die Personen dadurch aus, dass sie oft Sport treiben und in ihrer Freizeit eher dynamischere Aktivitäten bevorzugen. Darunter fallen die Benutzung eines Fitnessstudios und das Tanzen in einer Disco. Gemächliche Beschäftigungen wie das Besuchen eines Museums oder das Pflegen eines eigenen Gartens würden diesen Typ ausserordentlich langweilen. Ebenfalls würde man bei ihnen auf eine niedrige Resonanz stossen, wenn man ihnen ein alternatives Nahrungsmittel wie Tofu auftischen würde. Fleischgerichte hingegen mögen sie. *Trampen durch Australien* steht für diesen Typ hoch auf der Präferenzliste der Urlaubsziele, was wiederum den dynamischen Akzent dieses Typs verdeutlicht.

#### *Cluster II: Der soziale, naturbezogene Typ*

Innerhalb der zweiten Gruppen überwiegen die Frauen und Studierende aus den Ingenieurwissenschaften. Diese Personen befolgen kaum aktuelle Trends und haben auch kein Bedürfnis nach Luxusgütern. Sie geben sich stattdessen schon mit einfacheren Dingen des Lebens zufrieden. Dies drückt sich beispielsweise in der vergleichsweise häufigeren Wahl der Kleidermarke *C & A* aus oder auch in der höheren Präferenz für Automarken wie *Toyota* oder *Renault*, wobei ihnen ein eigenes Auto absolut unwichtig ist. Weitere Kennzeichen dieses Typs sind einerseits die soziale Einstellung, die sie beispielsweise mit dem Kauf von Produkten aus fairem Handel ausdrücken, und andererseits der Bezug zur Natur. Dies manifestiert sich zum Beispiel in der Präferenz für die Freizeitaktivität *Wandern* oder für das Urlaubsziel *Zeltferien in Österreich*. Vorzugsweise sollte die Freizeit für diesen Typ aber eher ruhig verlaufen. Im Weiteren würde der soziale naturbezogene Typ es vorziehen, auf dem Lande oder in einem Dorf zu wohnen, wo er sich manuell beschäftigen kann, sei dies beim Werken und Basteln oder bei der Pflege des eigenen Gartens. Ein weiteres Charakteristikum dieses Typs ist ein ausgeprägtes Ernährungs- und Gesundheitsbewusstsein, welches sich in der Bevorzugung von Bio-Produkten und einer tendenziell vegetarischen Kost zeigt.

#### *Cluster III: Der prestigeorientierte Grossstadttyp*

Die dritte und letzte Gruppe kennzeichnet sich dadurch aus, dass sie sich vorwiegend aus Wirtschaftsstudenten zusammensetzt. Bei diesem Typ haben die Exklusivität, der Luxus und das Prestige einen hohen Stellenwert. Der Gebrauch von Luxusgütern erlaubt es ihm, seinen persönlichen prestigeorientierten Lifestyle demonstrieren zu können. Das zeigt sich unter anderem in der Präferenz für die Kleidermarken *Giorgio Armani* oder *Ralph Lauren* oder auch für die Automarken *Mercedes* oder *Porsche*. Der Besitz eines eigenen Autos kann für diesen Lifestyle-Typ durchaus sehr wichtig sein. Auch sehr wichtig ist für ihn eine schöne und vorzugsweise nobel eingerichtete Wohnung. Exklusivität drückt sich bei diesem Typ auch in den Essgewohnheiten aus. Gerne probiert er öfters exotische Gerichte wie zum Beispiel spezielle Fischgerichte aus. Hingegen mag er anspruchslosere

Kost wie *Tortellini* oder *Risotto* nicht so. Ein Charakteristikum dieses prestigeorientierten Typs ist es, in einer Grossstadt wohnen zu wollen. Um manchmal der Grossstadtheftik zu entfliehen, geht er in der Freizeit eher ruhigeren Aktivitäten nach. Sportliche Tätigkeiten wie das Tennisspielen oder ein Spiel auf den Golfplatz werden von diesem Typ gelegentlich ausgeübt. Als Urlaubsziel kommt für diesen Typ alles in Frage, was als exklusiv gilt und nicht unbequem wird: *New York exklusiv*, *Kulturreise Salzburg-Wien* oder auch eine *Kreuzfahrt in den Kanaren*. Körperliche Anstrengungen im Urlaub begrüsst er überhaupt nicht. Aus diesem Grund lehnt er Urlaubsziele wie *Trampen durch Australien* oder *Backpacker Indien* ab.

## 8. Diskussion

### 8.1. Limitationen der Studie

Diese Studie hat einen eher explorativen Charakter und sollte anhand einiger beispielhafter Auswertungen die Möglichkeiten der Lifestyle-Analyse mittels Multidimensionaler Skalierung illustrieren. An dieser Stelle soll aber auch auf einige Limitationen dieser Studie eingegangen werden.

Die vergleichsweise niedrige Zahl an Probanden hat natürlich auch einen Einfluss auf die Anzahl der resultierenden Lifestyle-Gruppen. Schon aus rein auswertungstechnischen Überlegungen ist es in einem solchen Fall kaum sinnvoll, aufgrund der Clusteranalyse mehr als drei oder vielleicht noch vier Gruppen zu definieren. Eine Erhöhung der Teilnehmerzahl könnte folglich in zukünftigen Studien mehr Lifestyle-Gruppen zum Vorschein bringen, die sich noch feiner differenzieren lassen. Im Weiteren könnte man in weiterführenden Studien zusätzlich zu einer homogenen Stichprobe eine repräsentative Stichprobe untersuchen, welche die gesamte Population abdeckt, was sicherlich einige weitere Lifestyle-Gruppen identifiziert, welche sich deutlich von den hier definierten Gruppen unterscheiden.

Ein weiterer wichtiger Punkt ist der Zeitfaktor. Die Lifestyle-Erfassung ist stets eine Momentaufnahme der gerade herrschenden Trends und der aktuellen Marktprodukte. Die Dynamik in diesem Bereich ist ein Problem, mit dem die Marktforschung immer zu kämpfen hat. Sicherlich wäre es interessant zu verfolgen, ob dieselben Probanden in einigen Jahren noch die gleichen Präferenzen aufweisen und sich gleich gruppieren würden. Die Umsetzung einer solchen Längsschnittstudie könnte interessante Einblicke in den Verlauf von Trends liefern.

### 8.2. Fazit

Das Ziel dieser explorativen Studie war es, ein Marktmodell zu entwickeln, welches geeignet ist, Lifestyle-Gruppen über neun lifestyle-spezifische Marktbereiche zu identifizieren. Im Weiteren wurde versucht, diese Gruppen anhand mehrerer auf Methoden der Multidimensionen Skalierung basierenden Analysen zu charakterisieren.

Das Modell erwies sich als ein adäquates Verfahren, um Personen innerhalb einer bezüglich Alter und Bildung homogenen Stichprobe einen bestimmten Lifestyle zuzuordnen und diesen als Positionierung in einer Lifestyle Map zu visualisieren. Die verschiedenen Ansätze zur Charakterisierung der Lifestyle-Gruppen erwiesen sich alle als hilfreich beim Bilden einer lebhaften Vorstellung dieser potentiellen Kundensegmente und bei der Interpretation der zugrundeliegenden Struktur der Lifestyle Map. Alles in allem hat sich der hier vorgeschlagene Ansatz zur Lifestyle-Analyse bewährt und scheint ein grosses Potential für die psychologische Marktforschung aufzuweisen.

## 9. Literaturreferenzen

- Alpert, L. & Gatty, R. (1969). Product positioning by behavioral life styles. *Journal of Marketing*, 33, 65-69.
- Chang, J. J., & Carroll, J. D. (1989). How to use PROFIT - A computer program for property fitting by optimizing nonlinear or linear correlation. In P. E. Green, F. J. Carmone & S. M. Smith (Eds.), *Multidimensional Scaling: Concepts and Applications* (pp. 318-331). Newton, MA: Allyn and Bacon.
- Driesenber, T. (1992). Lebensstile in der Marktforschung - eine empirische Bestandsaufnahme. *Planung und Analyse*, 5, 18-26.
- Fournier, S., Antes, D. & Beaumier, G. (1992). Nine consumption lifestyles. *Advances in Consumer Research*, 19, 329-337.
- Kahle, L. (1983). *Social values and social change: Adaptation to life in America*. New York: Praeger.
- Kettenring, J. R. (2006). The practice of cluster analysis. *Journal of Classification*, 23, 3–30.
- Läge, D., Daub, S., Bosia, L., Jäger, C. & Ryf, S. (2005). Die Behandlung ausreisserbehafteter Datensätze in der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung - Relevanz, Problemanalyse und Lösungsvorschlag. *Forschungsberichte aus der Angewandten Kognitionspsychologie Zürich*, Nr. 21. Zürich: Universität Zürich.
- Mian, O. & Kay, E. J. (2003). A comparison of sensation-seeking between dental and biological science students. *European Journal of Dental Education*, 7, 171-176.
- Mitchell, A. (1983). *The nine American lifestyles*. New York: Warner.
- Plummer, J. T. (1974). The concepts and application of life style segmentation. *Journal of Marketing*, 38, 33–37.
- Schiffman, L. G. & Kanuk, L. L. (2000). *Consumer behavior* (7th ed.). London: Prentice-Hall.

- Solomon, M. R. (2002). *Consumer behavior – buying, having, and being* (5th ed.). Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- Stuetzle, W. (2003). Estimating the cluster tree of a density by analyzing the minimal spanning tree of a sample. *Journal of Classification*, 20, 25–47.
- Wells, W. D. (1967). Patterns of Consumer Behavior. In M. S. Moyer and R. E. Vasburgh (Eds.), *Marketing for Tomorrow... Today* (pp. 134-138). Chicago: American Marketing Association.
- Wells, W. D. & Tigert, D. J. (1971). Activities, interests and opinions. *Journal of Advertising Research*, 11, 27-35.

## 12 Präferenzbasierte Co-Branding-Analysen und Style-Checks

Die Nonmetrische Multidimensionale Skalierung (NMDS) wird in der Marktforschung vor allem dazu verwendet, um einen Überblick über einen Markt und seine wichtigsten Dimensionen zu gewinnen, um Entscheidungen bei der Positionierung von Produkten zu unterstützen oder um Kundensegmente und Zielgruppen zu definieren. In dieser Studie sollen zwei (eng verwandte) Anwendungen vorgestellt werden, die dann zum Einsatz kommen können, wenn es darum geht, eine passende Marke aus einem anderen Bereich zu finden (Co-Branding) oder mehr über den Style zu erfahren, den die Konsumenten mit einer Marke verbinden.

### 1. Präferenzdaten als Datenbasis

Die hier vorgestellten Anwendungen verwenden als Datenbasis Präferenzen zu verschiedenen Sets von Angeboten, Marken, Produkten oder Styles. Die Sets sollten jeweils so zusammengestellt sein, dass sie möglichst alle Bereiche eines Marktes oder eines Style-Spektrums mehr oder weniger gleichmässig abdecken. Die Daten können mit der Idealskala (Abbildung 1; siehe auch Kapitel 3) erhoben werden, können aber auch mittels Ratingskalen erhobene Präferenzwerte oder Präferenzrangreihen sein.

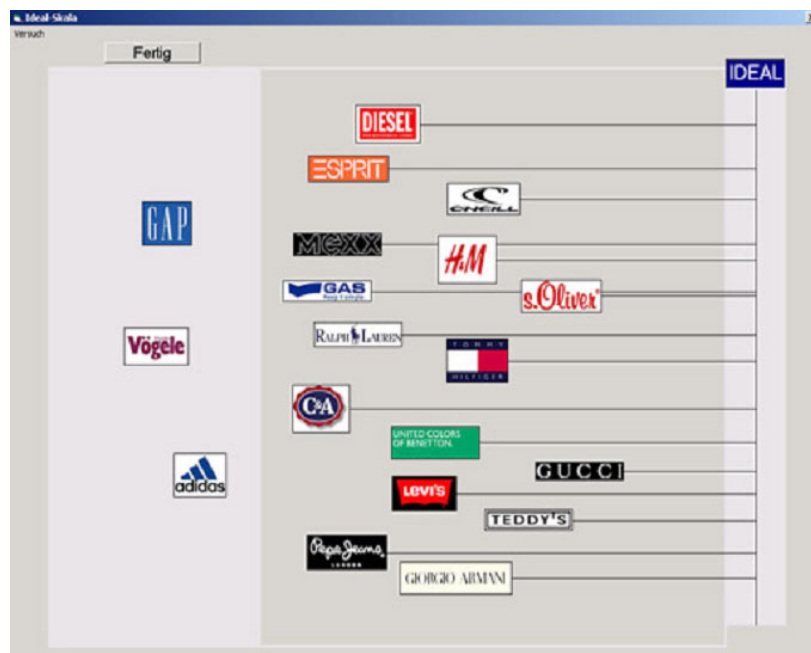


Abbildung 1: Erhebung von Präferenzen zu einem Set von Kleidermarken mit der Idealskala

Die grundlegende Idee hinter dem Verfahren ist, paarweise Korrelationen der Präferenzen über alle Personen zu berechnen und diese als Datenbasis für eine Nonmetrische Multidimensionale Skalierung (NMDS) zu verwenden, die ein Feld der

Personen oder eine so genannte Konsumentenkarte aufspannt. In diese Konsumentenkarte können die bewerteten Objekte nun mit dem RobuPref-Verfahren (siehe Kapitel 8) so hineingelegt werden, dass dies der bestmöglichen Positionierung der Produkte in dieser Karte entspricht. Das Resultat ist eine Konsumentenkarte mit nach Zielgruppen positionierten Angeboten, Marken oder Styles.

Genauere Erläuterungen zum Verfahren finden sich bei Ryf und Läge (siehe Kapitel 8) und bei Ryf, Dima und Läge (siehe Kapitel 11). Die im Folgenden dargestellten Beispiele basieren auf Daten der letztgenannten Studie. 70 Studenten (Durchschnittsalter 22 Jahre, 42 Frauen und 28 Männer) beurteilten mit Hilfe der Idealskala unter anderem Kleidermarken, Automarken, Kleider-Styles von Männern und von Frauen. Die Kleider-Styles wurden jeweils durch spezifische Bilder repräsentiert.

## 2. Co-Branding-Analyse

In Abbildung 2 ist ein Resultat der Analyse der Daten dargestellt. In die Konsumentenkarte mit den Personen (rote Punkte) wurden Kleidermarken (blaue Punkte) und Automarken (grüne Punkte) positioniert. Aus Gründen der Übersichtlichkeit sind in der Abbildung nur einige Marken dargestellt, die zudem mit einer genügend hohen Güte in die Karte eingepasst werden konnten. Die Kleidermarken und Automarken, die nahe beieinander liegen, sprechen jeweils eine ähnliche Gruppe von Personen innerhalb der untersuchten Stichprobe an. Marketing-Massnahmen mittels Co-Branding wären bei solchen Marken besonders effektiv.

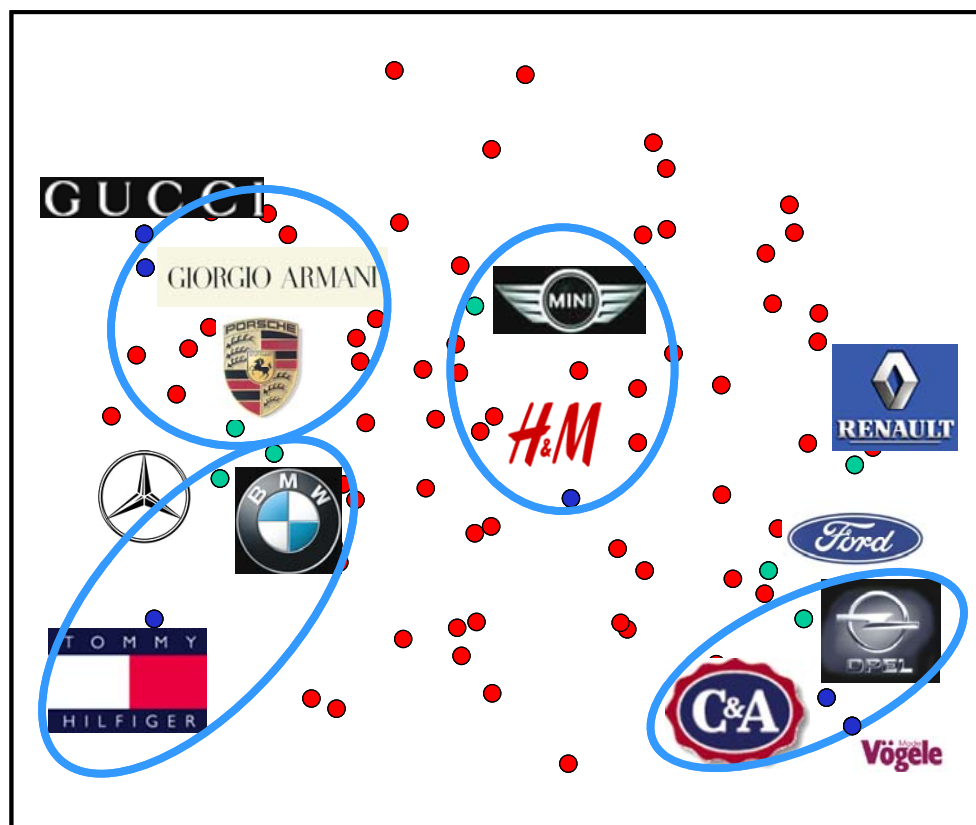


Abbildung 2: Konsumentenkarte mit positionierten Auto- und Kleidermarken

Angenommen ein Automobilhersteller beabsichtigt, den Verkauf seiner Autos in Zusammenarbeit mit einem Kleider-Hersteller und begleitet von den entsprechenden Werbemaßnahmen anzukurbeln, indem der Kunde bei Kauf eines Autos seiner Marke einen grosszügigen Gutschein für Kleidung einer bestimmten Marke erhält. Dann ist anzunehmen, dass sich diese Marketing-Massnahme viel stärker auszahlt, wenn die beiden Marken die gleichen Personen ansprechen, da der potentielle Käufer eines Auto einer bestimmten Marke nur dann auch wirklich einen Zusatz-Anreiz hat, den Kauf zu tätigen.

In der Karte in Abbildung 2 sind einige solcher erfolgsversprechender Paarungen mit einem Kreis dargestellt. So würde zur Marke BMW (oder Mercedes) die Kleider-Marke Tommy Hilfiger am besten passen, beim MINI wäre dagegen die Paarung mit H&M sinnvoll. Und Opel wäre wahrscheinlich mit einer Partnerschaft mit C&A am besten bedient.

### 3. Style-Checks

Da im beschriebenen Datensatz ja nicht nur Präferenzen zu Marken, sondern auch zu als Bilder repräsentierte Kleider-Styles enthalten sind, lässt sich das oben dargestellte Prinzip auch auf so genannte Style-Checks anwenden.

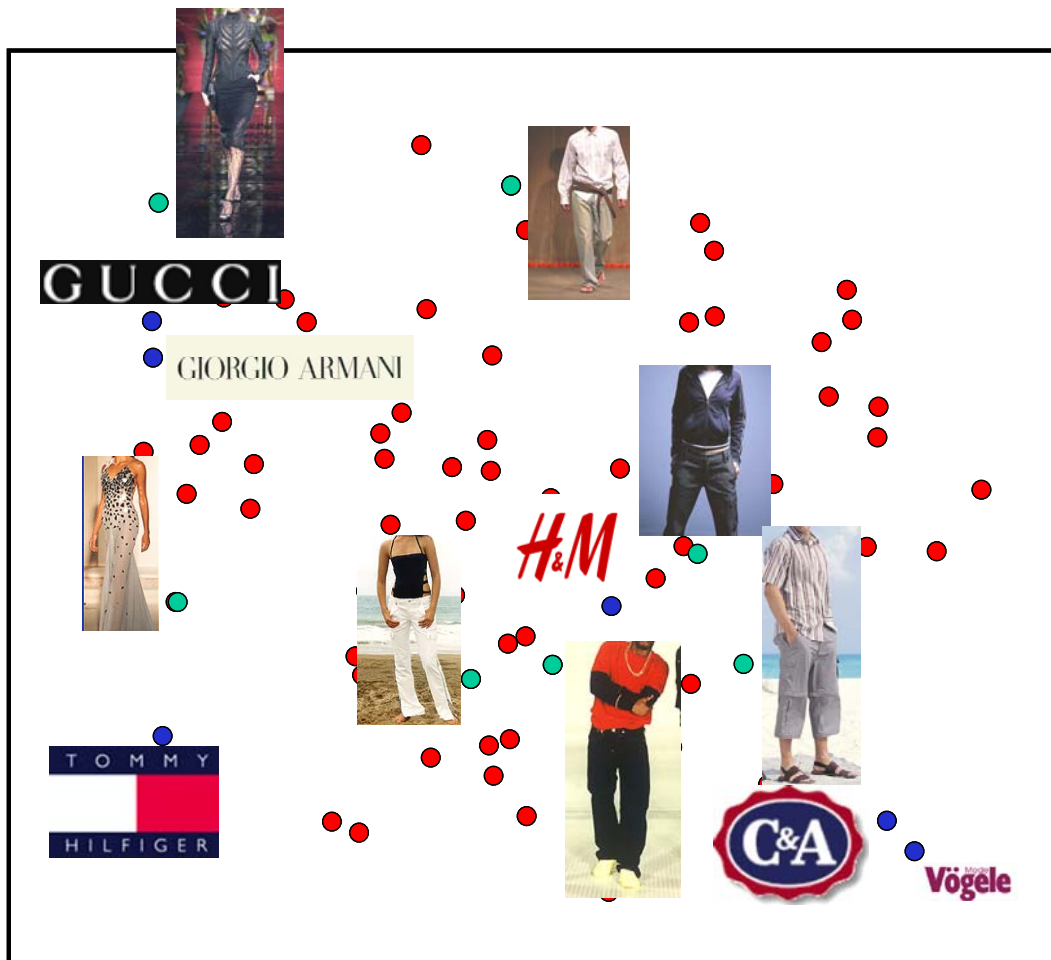
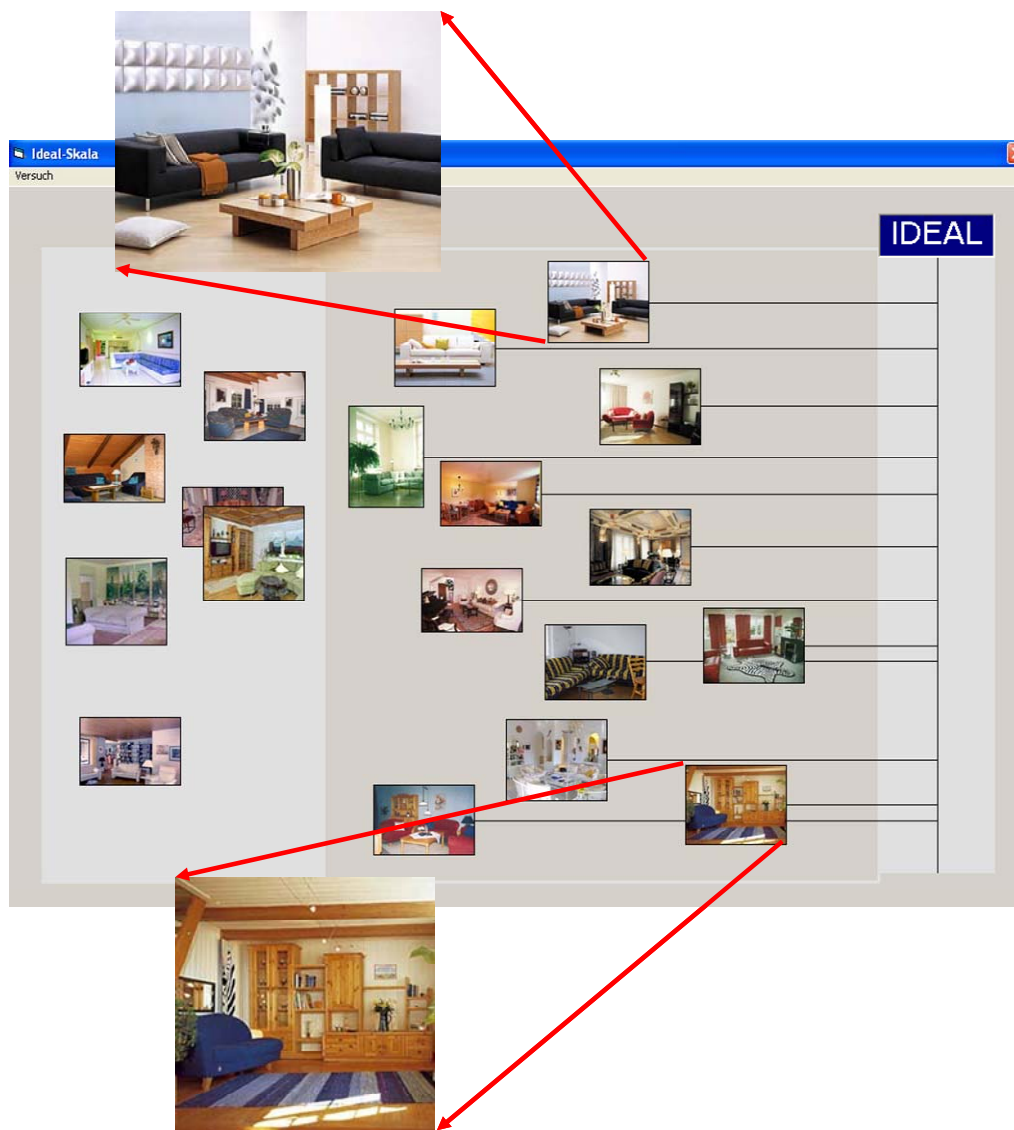


Abbildung 3: Style-Check für den Markt der Kleidermarken

In der Konsumentekarte werden neben den schon positionierten Kleidermarken (blaue Punkte) jetzt auch die Kleider-Styles (grüne Punkte) bestmöglich eingepasst (Abbildung 3)<sup>1</sup>. In der resultierenden Karte lässt sich jetzt also explorieren, mit was für einer Art von Kleidung die Kleidermarken in Bezug gesetzt werden. So kann zum Beispiel getestet werden, ob sich Auswirkungen einer Kampagne zur Neupositionierung einer Kleidermarke feststellen lassen.

Diese Anwendung lässt sich natürlich auch auf andere Marktgebiete übertragen. Zum Beispiel könnten Möbelhäuser so erkunden, mit was für einem Stil der Wohnzimmereinrichtung sie assoziiert werden (siehe Abbildung 4 für ein Beispiel einer möglichen Datenerhebung). Oder Parfümhersteller könnten testen, was für Verpackungsdesigns zu ihren Produkten passen.



**Abbildung 4: Idealskala-Erhebung zu Präferenzen bei Wohnzimmereinrichtungen**

<sup>1</sup> Wiederum sind aus Gründen der Übersichtlichkeit nur einige Kleidermarken bzw. Kleider-Styles dargestellt.



#### 4. Fazit

Die zwei hier vorgestellten Anwendungen der NMDS haben ein grosses Potential für die praktische Marktforschung. Die für die Analyse benötigten Präferenzdaten sind einfach zu erheben, und werden oft verbunden mit einfacheren Fragestellungen sowieso erhoben. Mit geeigneter Software wie zum Beispiel dem Proximity Data Explorer (ProDaX, [www.prodax.ch](http://www.prodax.ch)) lässt sich auch die nicht ganz einfache Analyse der Daten mit vernünftigem Aufwand durchführen.

Als Resultat erhält man eine schöne Visualisierung der Zusammenhänge zwischen Marken und Styles aus verschiedenen Bereichen, die jedermann intuitiv interpretieren kann.

## 13 Orientierung im Musikmarkt mit Hilfe von Präferenzkarten

### 1. Ziele dieser Studie

#### *1.1. Anwendung für die Konsumenten zur Orientierung in unübersichtlichen Märkten*

Die Anwendungen der Methode der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung (NMDS) in der Marktforschung beschränken sich fast gänzlich auf die Sicht des Produzenten oder Anbieters. Die Multidimensionale Skalierung wird in diesem Bereich vor allem verwendet, um einen Überblick über einen Markt und seine wichtigsten Dimensionen zu gewinnen, um Entscheide bei der Positionierung von Produkten zu unterstützen oder um Kundensegmente und Zielgruppen zu definieren. Nur selten existieren Anwendungen, die mehr oder weniger direkt dem Kunden (und damit wiederum indirekt dem Anbieter) dienen. Ein Beispiel für eine solche Anwendung ist die Anordnung der Produkte in einem Geschäft in einer solchen Art, dass sie der ‚kognitiven Anordnung‘ dieser Produkte in den Köpfen der Kunden entspricht. Diese lässt sich mit Hilfe von so genannten Kognitiven Karten darstellen, wie sie zum Beispiel über Ähnlichkeitsurteile von Kunden zu den Produkten und der Auswertung über Nonmetrische Multidimensionale Skalierung erstellt werden können. Doch sind solche Beispiele für Anwendungen der NMDS im Dienste des Kunden sehr selten. Dabei ist eine zentrale Stärke der NMDS der intuitive Zugang zur Interpretation von komplexen Zusammenhängen durch deren Visualisierung als geometrische Konfiguration. Gerade dies kann in der heutigen multimedialen Gesellschaft mit ihrem Überfluss an Informationen von grossem Nutzen sein.

Das Hauptziel dieser Studie ist die Entwicklung und der Test einer Anwendung von NMDS, die dem Konsumenten eine Orientierung in komplexen und unübersichtlichen Märkten erlaubt. Damit sind vor allem Märkte gemeint, die sich durch folgende drei Merkmale auszeichnen:

#### 1. Grosse Anzahl an Angeboten

Wenn ein Markt nur wenige Alternativen hat, ist es relativ einfach, sich einen Überblick zu bilden. Doch mit zunehmender Zahl an Angeboten wird die Beschaffung von Informationen und vor allem der Vergleich der Angebote sehr aufwendig.

#### 2. Unklarheit bezüglich Kriterien

In einigen Marktbereichen sind die wichtigsten Kriterien für die Beurteilung der Angebote oder Produkte klar ersichtlich. Vor allem in Märkten mit komplexeren Produkten ist aber selten einfach feststellbar – und zudem den Kunden oft gar nicht bewusst –, was die wichtigsten Aspekte zur Unterscheidung der Angebote sind.

### 3. Verteilung der Präferenzen

In Märkten mit einfacheren Produkten sind die Präferenzen oft auf ein paar wenige Produkte verteilt, die im für diesen Markt wichtigsten, objektiv messbaren Kriterium gut abschneiden und zudem ein gutes Preis-Leistungs-Verhältnis haben. In solchen Märkten braucht es nicht unbedingt eine Orientierungshilfe, sondern da reicht auch einfach die Empfehlung der besten Produkte, wie dies z.B. in Konsumentenmagazinen oft gemacht wird. In anderen Märkten sind die Präferenzen dagegen auf viele verschiedenen Produkte verteilt, weil die Kunden bezüglich der Gewichtung der Kriterien oder auch der optimalen Ausprägung einer Eigenschaft unterschiedliche Vorstellungen haben.

Der Musik-, Film- oder Buchmarkt sind typische Beispiele für solche Märkte. Auch die Märkte für Kunstwerke, Kleider, Ferienangebote, Computer- und Konsolenspiele oder der Parfümbereich gehören dazu. Dazu gezählt werden können sowohl technische Märkte wie die der Digitalkameras oder Mobiltelefone, wo die Anzahl an Produkten und möglichen Features immer weiter zunimmt, aber auch Informationsmärkte wie Fernsehsendungen oder Nachrichten, wo es vor allem um das knappe Gut der Aufmerksamkeit des Rezipienten geht.

Die in dieser Studie vorgestellte Anwendung könnte im Prinzip – zum Teil mit leichten Modifikationen – auf alle diese Märkte angewendet werden. Sie soll es dem Kunden ermöglichen, durch Bewertung einiger ihm bekannter Angebote einen Überblick über den betreffenden Markt zu bekommen und ihm unbekannte, aber für ihn potentiell interessante Angebote zu entdecken. In einer einfacheren Form wird das heutzutage ja schon in vielen Web-Shops wie z.B. bei Amazon realisiert.

Als geeigneter Marktbereich zur Vorstellung des Verfahrens und zu einem ersten Test der Anwendung wurde der Musikmarkt gewählt. Hier könnte man die Studie auf der Ebene einzelner Songs (Singles) oder auch auf der Ebene von CDs (Alben) durchführen, doch für diesen ersten Versuch wurde die Ebene der Musikinterpreten – Sänger und Bands – gewählt.

#### *1.2. Test der methodischen Limitationen der Multidimensionalen Skalierung*

Neben der Entwicklung einer Anwendung hatte diese Studie methodisch einige weitere interessante Aspekte. So ist es zum Beispiel im weit überwiegenden Teil der unter Verwendung von NMDS durchgeführten Studien so, dass die Anzahl der untersuchten Objekte (in der Marktforschung meist Produkte oder Marken) im Bereich von 10 bis maximal 30 liegt<sup>1</sup>. In dieser Studie sollen aber bis zu 200 Objekte skaliert werden. Dies wird mit psychologischen Daten fast nie gemacht und es fehlen deshalb die Erfahrungen,

---

<sup>1</sup> Weniger als 10 (besser noch 12) Objekte sollte man aus methodischen Gründen nicht verwenden.

wie gut die mit der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung generierten Lösungen in Form von Karten des untersuchten Bereiches interpretiert werden können.

Im Weiteren werden bei anderen Marktuntersuchungen fast immer vollständige Datensätze oder solche mit einem relativ kleinen Anteil an fehlenden Werten analysiert. Beim in dieser Studie verwendeten Datensatz wird der Anteil an fehlenden Werten sehr gross sein, da nicht vorausgesetzt werden kann, dass die teilnehmenden Personen alle zu bewertenden Musikinterpreten gut genug kennen, um ein Präferenzurteil über sie abgeben zu können. Zudem werden die Daten mittels einer Web-Erhebung erhoben, was erfahrungsgemäss zu nicht immer ganz sauberen und ‚verrauschten‘ Daten führt, vor allem im Vergleich zu Datensätzen, die zum Beispiel in Experimentallabors mit Einzeluntersuchungen erhoben werden. Der Datensatz in dieser Studie hat aber den Vorteil, dass er von den Eigenschaften her viel eher den Daten entspricht, die bei einer realen Anwendung des vorgestellten Verfahrens zu erwarten sind. Die Frage, ob trotz dieser Störfaktoren die Analyse über NMDS erfolgreich ist, soll diese Studie somit ebenfalls klären.

## 2. Web-Erhebung zu Musikpräferenzen

Um zu den benötigten Präferenzdaten zu Musikinterpreten zu kommen, wurde im Herbst 2004 eine Befragung im Internet durchgeführt.

### *2.1. Zusammenstellung der Musikinterpreten*

Da die Teilnehmer vornehmlich aus dem studentischen Umfeld rekrutiert werden würden, wurde die Auswahl der Musikinterpreten so vorgenommen, dass sie in etwa dem erwarteten Spektrum an Präferenzen entsprach. Klassische Musik wurde ausgeschlossen, weil sie als separater Bereich der Musik betrachtet wurde. Zudem wurde darauf geachtet, dass sowohl sehr bekannte als auch neue, eher unbekannte Künstler in der Zusammenstellung vertreten waren.

### *2.2. Umsetzung der Befragung*

Die Befragung wurde mit dem Web-Survey-Dienst Surveymonkey.com durchgeführt. Neben einigen Fragen zu Geschlecht, Alter und Musikkonsum bestand der Hauptteil der Untersuchung in Präferenzurteilen zu 200 Musikinterpreten. Auf 20 Web-Seiten wurden jeweils die Präferenzen zu 10 Musikinterpreten abgefragt (Abbildung 1). Die Präferenzen wurden auf einer Skala von 1 bis 6 mit den Endpunkten ‚höre ich gar nicht gerne‘ bis ‚höre ich sehr gerne‘ erhoben. Die Teilnehmer wurden darauf hingewiesen, dass sie nur Interpreten bewerten sollten, die sie gut genug kennen, um ein Urteil abgeben zu können. Andernfalls konnten sie die Option ‚kenne ich zu wenig‘ wählen.

Die gesamte Befragung dauerte etwa 10 bis 15 Minuten.

### 2.3. Beschreibung der Teilnehmer

Die Teilnehmer wurden durch das Versenden einer Nachricht an eine studentische Mailing-Liste akquiriert. Das Email enthielt eine Einladung zum Mitmachen, den Link zur Untersuchung und die Zusage für eine personalisierte Auswertung nach vollständigem Ausfüllen der Befragung.

Universität Zürich Psychologisches Institut

**Erhebung der Musikpräferenzen (1)**

Bitte die folgenden Interpreten von 1 (= höre ich gar nicht gerne) bis 6 (= höre ich besonders gerne) bewerten:

	kenne ich zu wenig	1	2	3	4	5	6
R. Kelly	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Prince	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Christina Aguilera	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Simply Red	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Titiyo	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Natasha Thomas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Black Eyed Peas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Melissa auf der Mauer	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Massive Attack	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Camouflage	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

<< Zurück      Weiter >>

**Abbildung 1: Erhebung der Präferenzurteile**

Insgesamt 221 Personen klickten den Link zur Web-Befragung an, vier davon verliessen die Befragung schon auf der Startseite mit den einführenden Informationen. 10 beendeten die Befragung während der Abgabe der Präferenzen, 207 hielten bis zum Schluss durch.

Wie zu erwarten war, war der Grossteil der Teilnehmer Studenten, 140 Frauen und 67 Männer. Das Alter lag im Bereich von 16 bis 47 Jahren (Mittelwert 25.8 Jahre).

## 3. Die Karte des Musikmarktes

### 3.1. Beschreibung des Datensatzes

Vor der Analyse der Daten mussten der Datensatz noch bereinigt werden. Da drei von den 207 Teilnehmern fast keine Interpreten kannten und eine Person alle 200 Interpreten mit 1 bewertete, gingen schlussendlich 203 Personen in die Analyse ein. Von 200 Musikinterpreten wurde 17 aus der Analyse ausgeschlossen, weil sie zu unbekannt waren (Präferenzurteile von weniger als 15 Personen).

Der endgültige Datensatz ist eine Tabelle mit 183 Spalten (Musikinterpreten) und 203 Zeilen (Personen). Diese Tabelle mit 37'149 Zellen enthält 20'310 Präferenzwerte (ca. 45% fehlende Werte).

Die Künstler mit den meisten Präferenzurteilen waren Tina Turner, ABBA und die Beatles mit 202, diejenigen mit den wenigsten DJ Tiga, Blank & Jones und Soulwax mit je 16.

### 3.2. Paarvergleiche der Künstler

Die Präferenzurteile zu den Musikinterpreten können jetzt für jede mögliche Paarung in Beziehung gesetzt werden. In Abbildung 2 sind zwei solcher Paarvergleiche dargestellt. Die Grösse der Kreise in der Abbildung zeigt an, wie viele Leute die jeweilige Kombination von Präferenzwerten aufwiesen. Wie deutlich zu sehen ist, halten Personen, die Beck hoch bewerten, von der Musikgruppe Destiny's Child nicht so viel, und umgekehrt (linkes Diagramm). Es gibt fast keine Personen, die entweder beide gut oder beide schlecht finden. Anders sieht es dagegen bei der Paarung Ashanti und Beyoncé aus (rechtes Diagramm): Dort finden die meisten Leute entweder beide gut oder beide schlecht, aber es gibt fast keine Personen, die die eine gut finden und die andere schlecht.

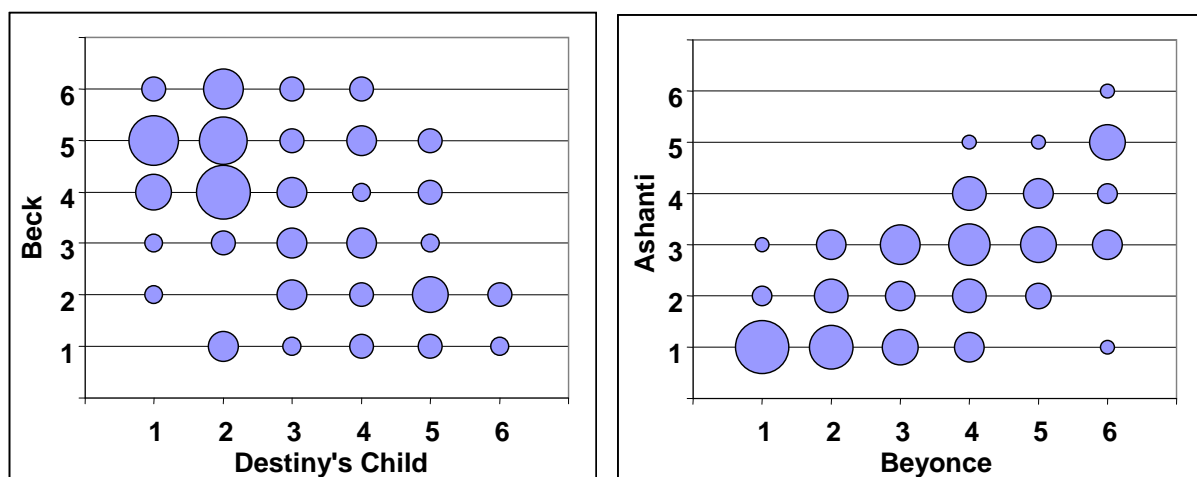


Abbildung 2: Verteilung der Präferenzurteile für zwei Paare von Interpreten

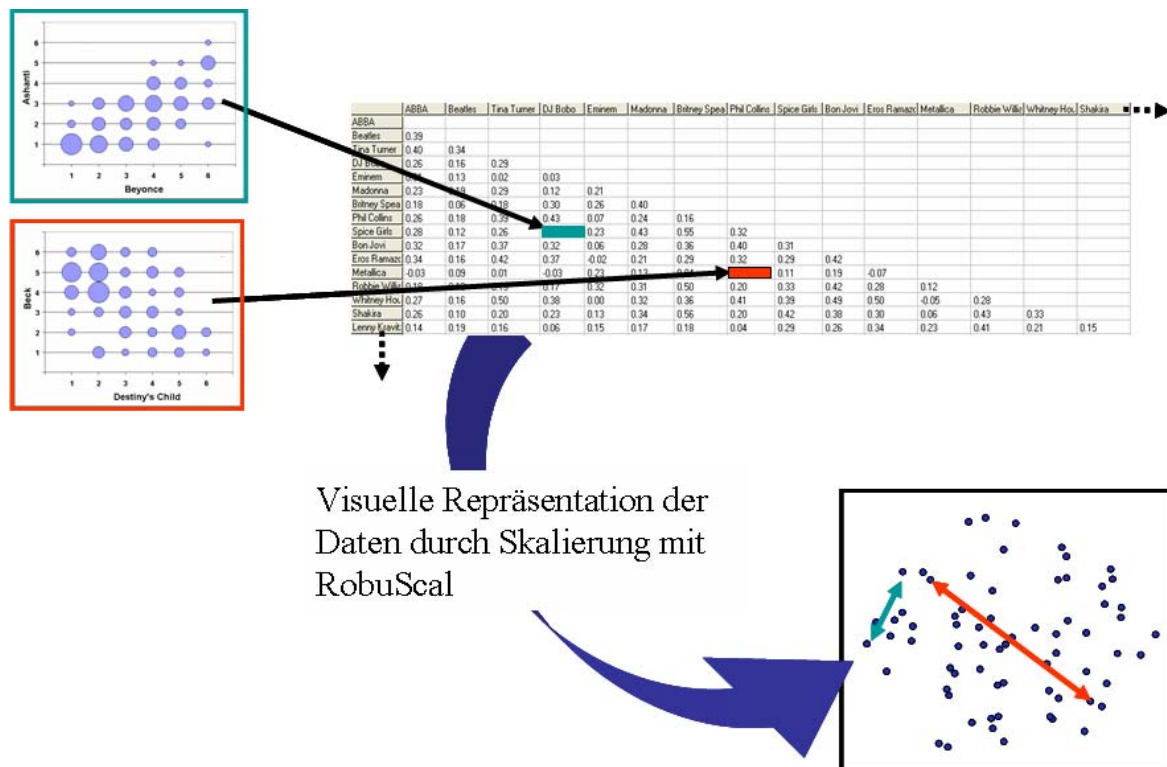
Aus diesen Paarvergleichen kann man also schliessen, dass Beyoncé und Ashanti bei den gleichen Leuten beliebt sind, aber bei einer andern Gruppe von Personen wiederum beide unbeliebt. Sie müssen sich demzufolge bezüglich der präferenz-relevanten Kriterien sehr ähnlich sein. Destiny's Child und Becks dagegen sprechen ein völlig verschiedenes Zielpublikum an und unterscheiden sich offenbar in wichtigen Kriterien, die für die Präferenzbildung eine Rolle spielen.

### 3.3. Erstellung der Karte der Musikinterpreten

Für die Erstellung einer Musikinterpreten-Karte mittels NMDS wird eine Proximitätsmatrix benötigt. Das ist eine dreieckige Matrix, in der Werte für jede mögliche Paarung der Musikinterpreten enthalten sind, die etwas über die Ähnlichkeit bzw. Unterschiedlichkeit des jeweiligen Paares aussagen. Für die Berechnung dieser Werte wurde jeweils der

durchschnittliche Unterschied in den Präferenzwerten über alle Personen berechnet, die beide Interpreten bewertet hatten (normierte City Block-Distanz). Das heisst also, das dieser Wert beim Paar Destiny's Child - Beck sehr hoch ist, beim Paar Ashanti - Beyoncé dagegen klein, da die meisten Leute sie ähnlich bewertet haben.

Macht man dies mit allen Paaren, erhält man eine Dreiecksmatrix wie in Abbildung 3, die mittels NMDS in eine Karte transformiert wird, bei der die Interpreten um so näher beieinander liegen, je grösser die Übereinstimmung in den Präferenzwerten ist. Künstler, die von unterschiedlichen Personen präferiert werden, liegen weit auseinander.



Visuelle Repräsentation der Daten durch Skalierung mit RobuScal

**Abbildung 3: Illustration des Vorgehens zur Erstellung der Interpreten-Karte**

Bei der NMDS wird versucht, die Relationen in den Daten der Dreiecksmatrix so gut wie möglich in den Distanzen der Karte anzubilden. Diese Transformation ist mathematisch komplex und vor allem bei psychologischen Daten mit ihrem Rauschen und möglichen Ausreissern sehr schwierig. Deshalb wird als Algorithmus für die Skalierung RobuScal verwendet (Läge, Daub, Bosia, Jäger & Ryf, 2005). Dieser NMDS-Algorithmus hat sich als besonders robust bei der Anwendung auf Daten mit Ausreissern und Rauschen erwiesen, und ist deshalb für den vorliegenden Datensatz die beste Wahl.

### 3.4. Interpretation der Karte

Die resultierende Karte mit den 183 Musikinterpretinnen ist in Abbildung 4 dargestellt. Sie kann nun mit genügend Wissen über die Künstler interpretiert werden.

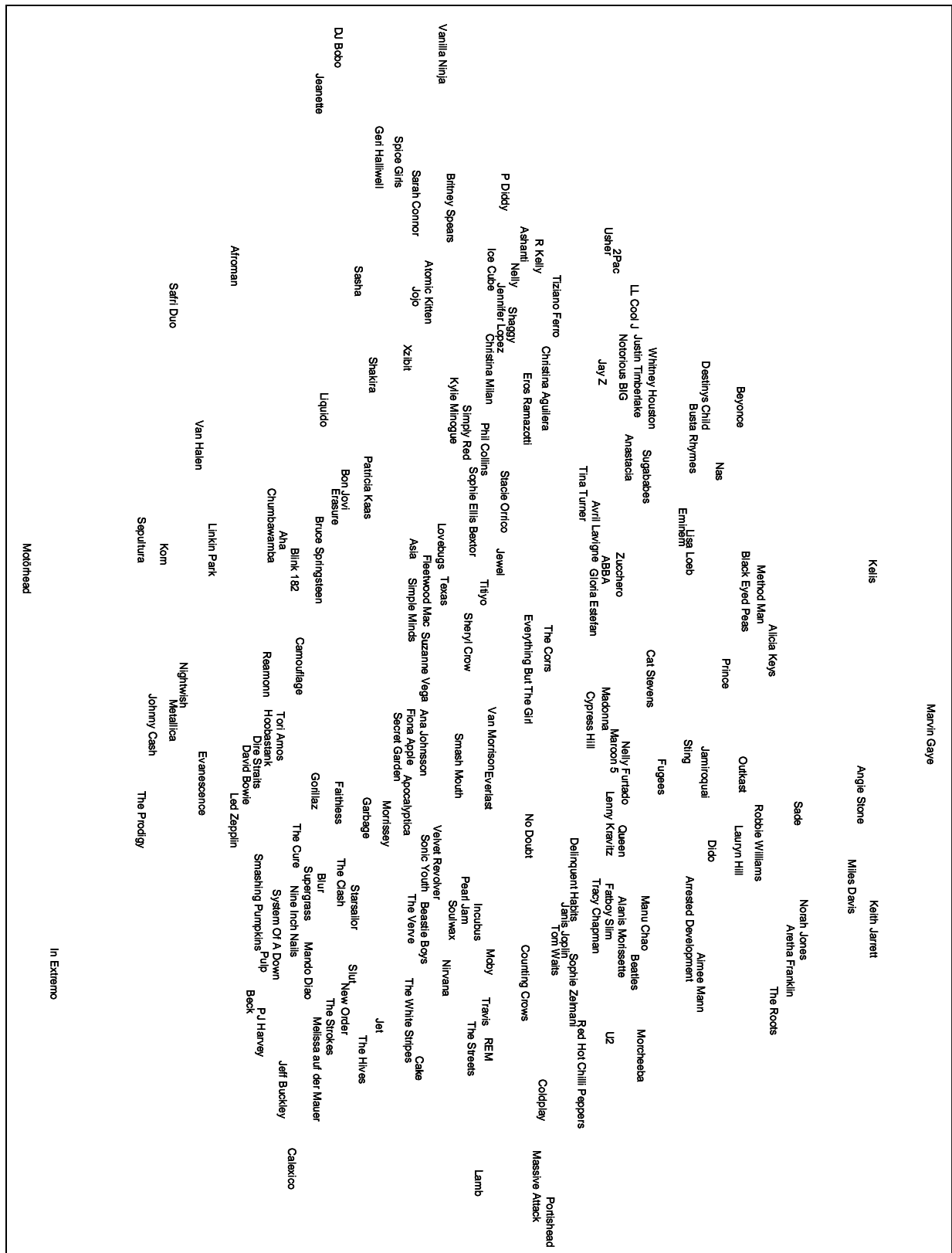


Abbildung 4: Die präferenzbasierte Karte der Musikinterpreten

Bei Betrachtung der Karte fallen viele sehr direkte Nachbarn auf, bei denen diese Platzierung durchaus nachvollziehbar ist: Miles Davis und Keith Jarrett (Helden des Jazz) / Portishead, Massive Attack und Lamb (innovativer Elektro-Sound mit weiblichen Gesang) / Beck und PJ Harvey (eigenständige alternative Künstler) / DJ Bobo und



Jeanette (leichte Unterhaltung mit mitteleuropäischen Wurzeln) / Notorious B.I.G. und Jay-Z (Rap-Ikonen) und viele mehr. Geri Halliwell ist direkte Nachbarin von den Spice Girls, Beyoncé von Destiny's Child - beides (ehemalige) Sängerinnen der jeweiligen Musikgruppe.

Aber auch bei der Verteilung der Künstler über die verschiedenen Bereiche der Karte lassen sich Muster erkennen. In Abbildung 5 ist eine mögliche, grobe Kategorisierung der Karte dargestellt und mit (plakativen) Bereichsbezeichnungen versehen.

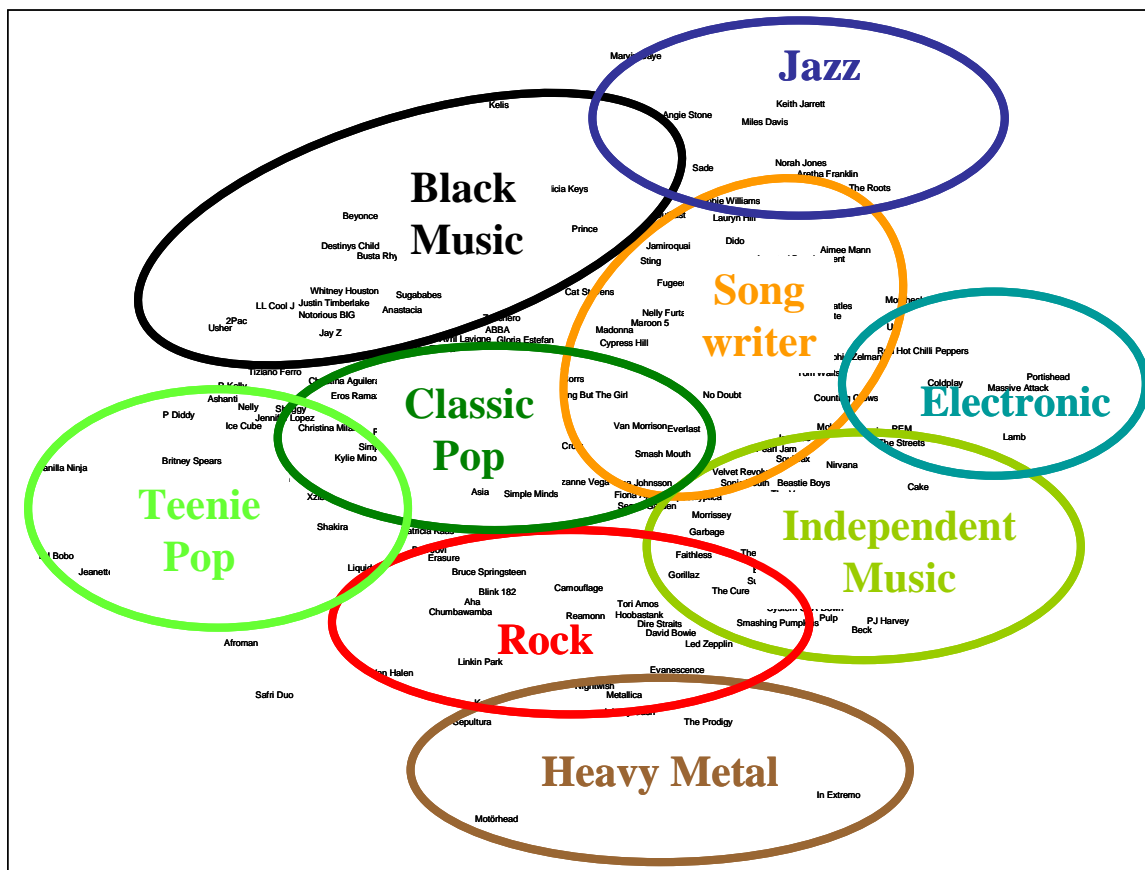


Abbildung 5: Eine grobe Kategorisierung der Bereiche in der Karte

Neben der Platzierung der Künstler in und zwischen diesen Kategorien ist aber auch die Anordnung der Kategorien zueinander interessant. Die Kategorie ‚Classic Pop‘ beispielsweise (im Zentrum liegt Phil Collins) grenzt zum einen an ‚Rock‘ (an der Grenze liegen die Simple Minds), zum anderen an ‚Black Music‘ (im Grenzbereich Tina Turner). Links geht es rüber in den ‚Teenie Pop‘ (über Atomic Kitten und Sasha zu Jeanette), rechts in den Bereich ‚Songwriter‘ (mit Sting).

Über alles gesehen kann natürlich auch der Versuch unternommen werden, die Dimensionen der Karte zu interpretieren. So könnte die horizontale Dimension von links nach rechts als ‚kommerzielle Orientierung vs. künstlerische Unabhängigkeit‘ interpretiert werden, während die vertikale Orientierung sich von oben nach unten ganz grob als ‚Raffinesse vs. Power‘ umschreiben liesse.

All diese Interpretationen sind natürlich immer ein Stück weit subjektiv und sehr vereinfachend und werden kaum von jedermann geteilt werden.

### *3.5. Detektion schlecht platzierter Interpreten*

Leider scheint es aber doch einige Interpreten zu geben, die ganz klar falsch oder zumindest nicht ganz richtig positioniert sind. Doch glücklicherweise liefert der RobuScal-Algorithmus neben der Konfiguration der Karte auch noch für jedes platzierte Objekt einen so genannten Object Stress, der anzeigt, wie gut das jeweilige Objekt in der Karte platziert werden konnte. Und tatsächlich sind die vier Interpreten mit dem höchsten Object Stress diejenigen, die am offensichtlichsten falsch positioniert sind.

Als Ursache für die falschen Platzierungen sind verschiedenen Möglichkeiten denkbar:

- 1. Der Künstler waren zu unbekannt*

Einige der falsch platzierten Künstler (Blank & Jones, DJ Tiga, Delta Goodrem) waren nur sehr wenigen Personen bekannt. Sie wurden deshalb aufgrund sehr weniger Werte platziert, was die Platzierung erschwert und zudem den Einfluss von Ausreißern noch verstärkt.

- 2. Der Künstler ist zu unkonventionell, nicht schubladisierbar*

Björk zum Beispiel macht zum Teil sehr spezielle Musik und erfindet immer wieder neue Klangwelten.

- 3. Der Künstler passte nicht in diese Zusammenstellung der Interpreten*

Johnny Cash zum Beispiel ist sehr schwierig irgendwo in dieser Karte zu platzieren, da Country in dieser Karte nicht vertreten ist.

### *3.6. Fazit zur Karte der Musikinterpreten*

Zusammenfassend kann sicher gesagt werden, dass die mit RobuScal generierte Karte der Musikinterpreten sehr gut interpretiert werden kann und die Skalierung mit einer grossen Anzahl an Objekten gut funktioniert hat. In der resultierenden Karte sind die Künstler nicht nach Ähnlichkeiten, sondern nach der Präferenzverteilung (einfach ausgedrückt nach dem Zielpublikum) angeordnet. So könnte zum Beispiel auch erklärt werden, wieso eine Band wie Prodigy im ‚Heavy Metal‘-Bereich platziert wurde, obwohl sie Musik mit starken elektronischen Einflüssen macht. Die Musik dieser Band zeichnet sich aber wie Heavy Metal durch Power aus und wird – wie die Erfahrung zeigt – auch oft von den gleichen Leuten gehört. Im Allgemeinen aber ist die Anordnung nach der Präferenzverteilung auch mit der Ähnlichkeit der Interpreten in Übereinstimmung.

Die Karte der Musikinterpreten basiert auf den Präferenzdaten aller Teilnehmer und ist somit die bestmögliche Schätzung für die Positionierung der Interpreten. Viele Teilnehmer werden einzelne Relationen der Interpreten zueinander anders sehen, als sie in der Karte dargestellt sind, doch bildet sie den besten ‚Kompromiss‘ zwischen allen Teilnehmern.

## 4. Individuelle Präferenzkarten

### 4.1. Berechnung der Präferenzkarten

Die Karte des Musikmarktes steht nun also. Doch wie werden jetzt die Präferenzen der einzelnen Personen in diese Karte integriert, um sie als Orientierungshilfe für den individuellen Konsum brauchbar zu machen? Dazu wird ein Verfahren verwendet, das in Kapitel 9 genauer beschrieben wird: die so genannten DBC-Maps (DBC steht für Distribution-Based Coloring). Im Folgenden soll nur die Grundidee des Verfahrens kurz beschrieben werden:

Jeder Teilnehmer der Befragung hat eine bestimmte Anzahl an Präferenzurteilen zu Interpreten abgegeben, die in der Karte aufgrund der Präferenzurteile aller Teilnehmer positioniert sind. Die Präferenzurteile jeder Person werden in einem ersten Schritt z-transformiert, so dass die Werte für Künstler, die diese Person eher hoch bewertet hat, positiv sind, die der anderen negativ. Angenommen wird, dass der Interpret XY an seiner Position in der Karte eine Ausstrahlung aussendet, die von der Höhe der für ihn angegebenen Präferenz abhängig ist (Abbildung 6). Wurde er sehr hoch bewertet, strahlt diese Ausstrahlung sehr weit positiv aus, wurde er leicht überdurchschnittlich bewertet, weniger weit. Bei einer schlechten Bewertung dagegen ist die Ausstrahlung negativ, wiederum abhängig von der Stärke der Ablehnung.

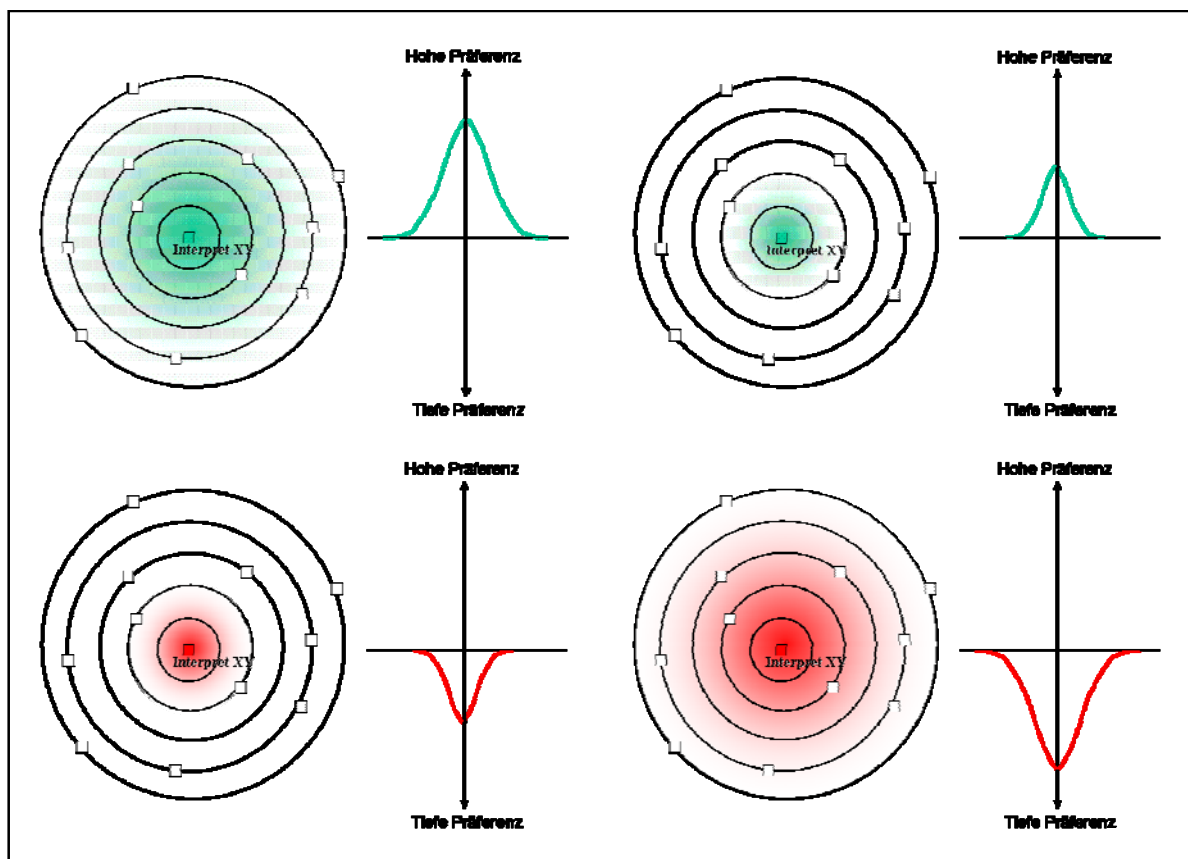
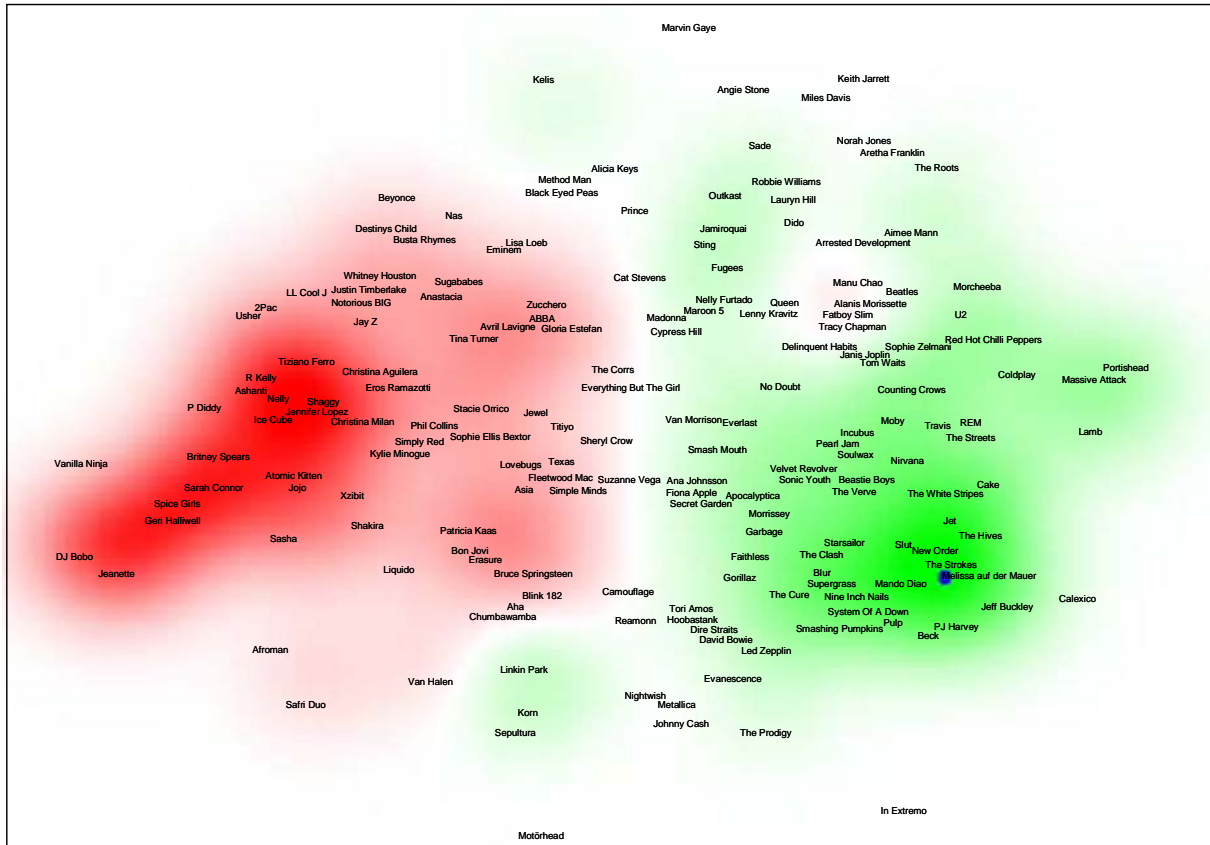


Abbildung 6: Illustration des Prinzips der präferenzabhängigen Ausstrahlung

Dieses Prinzip der Ausstrahlung gilt für jeden Interpreten in der Karte des Musikmarktes, die von der jeweiligen Person bewertet wurde. Es besteht somit auch die Möglichkeit, dass im gleichen Bereich liegende Interpreten sich gegenseitig verstärken oder ihre Ausstrahlung kompensieren.

Für jeden Punkt in der Karte wird nun die resultierende Strahlung berechnet. Im letzten Schritt schliesslich wird die Karte entsprechend den berechneten Werten eingefärbt – je negativer die Werte, desto röter, je positiver, desto grüner. Das Resultat ist eine individuelle Präferenzkarte des Musikmarktes (Abbildung 7).



### Abbildung 7: Beispiel für eine individuelle Präferenzkarte

#### 4.2. Interpretation der Präferenzkarten

Diese Präferenzkarten können nun so interpretiert werden, dass in grünen Bereichen Künstler sind, die mir gefallen – je grüner desto eher -, und im roten Bereich Interpreten, die ich eher nicht hören würde. Weisse Bereiche sind neutrale Bereiche, in denen ich entweder die Interpreten weder besonders gut noch schlecht finde, oder in denen ich bis jetzt keinen Künstler kenne. Der blaue Punkt in der Präferenzkarte markiert die Stelle der höchsten positiven Strahlung.

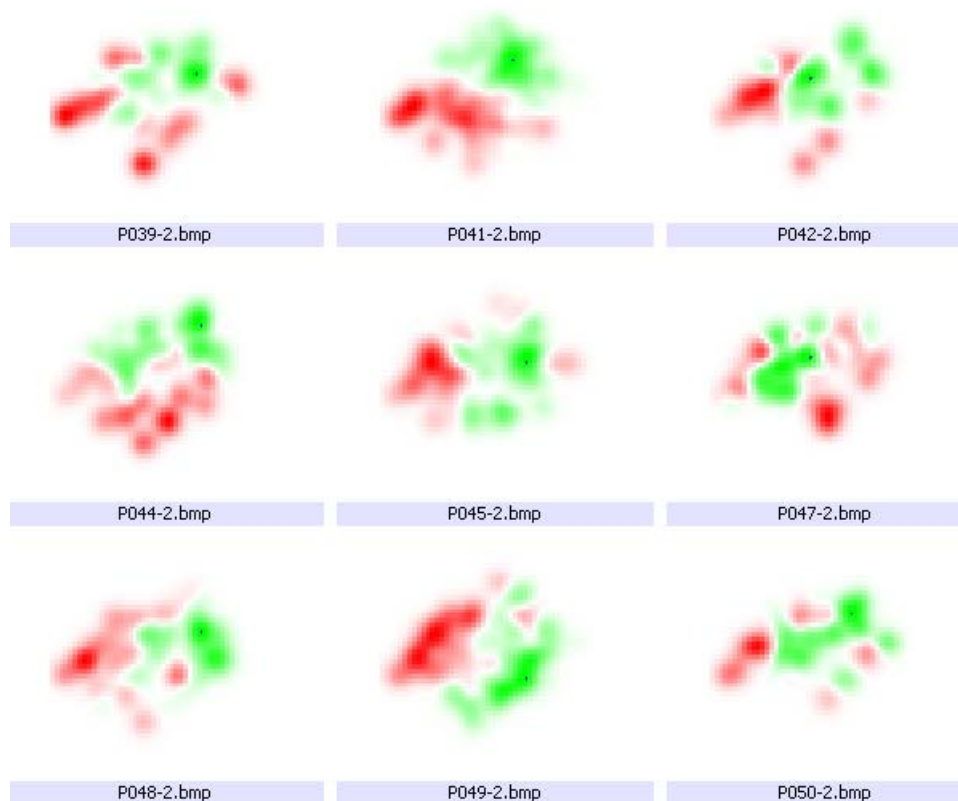
Bei der Zusammenstellung der Musikinterpreten wurde darauf geachtet, dass auch viele dabei sind, die einem grösseren Teil der Befragungsteilnehmer unbekannt sind. Deshalb kann davon ausgegangen werden, dass jeder Teilnehmer einige Interpreten nicht kennt. Wenn ich in der Nähe des blauen Punktes (oder in anderen grünen Bereichen) einen

Künstler oder Band entdecke, den oder die ich noch nicht kenne, so könnte es sich lohnen, sich diesen Musikinterpreten mal anzuhören, da die Wahrscheinlichkeit gross ist, dass er mir gefallen wird. Von den mir unbekannten Künstlern in den (dunkel)roten Bereichen ist dagegen eher zu erwarten, dass ich sie nicht so gut finden werde, also muss ich dort gar nicht erst suchen.

Beim Teilnehmer, für den die in Abbildung 7 dargestellte Präferenzkarte erstellt wurde, würde dies zum Beispiel heissen, dass er sich vor allem mal Melissa auf der Mauer oder Mando Diao anhören sollte, sofern er diese Künstler noch nicht kennt.

#### 4.3. Vergleich der Präferenzkarten

Die Präferenzkarten der verschiedenen Personen können miteinander verglichen werden (Abbildung 8). Es zeigt sich, dass jede Karte ein sehr individuelles Muster zeigt, so dass man von einem ‚Fingerabdruck‘ des Musikgeschmackes sprechen könnte.



**Abbildung 8: Vergleich neun individueller Präferenzverteilungen**

Aufgrund dieser Karten ist es sehr schnell möglich einen Eindruck vom Musikgeschmack der betreffenden Person zu bilden: Welche Bereiche findet sie sehr gut, welche weniger? Zudem kann durch die visuelle Repräsentation die Ähnlichkeit des Musikgeschmackes von Personen gut eingeschätzt werden.

## 5. Evaluationsbefragung

Alle Personen, die die Befragung mit der Präferenzurteilen vollständig ausgefüllt und eine Email-Adresse angegeben hatten, erhielten wenige Wochen nach der Teilnahme ihre individuelle Präferenzkarte, zusammen mit einer kurzen Erklärung und der Einladung zu einer Nachbefragung (sofern sie einer solchen in der ersten Erhebung zugestimmt hatten). Diese Nachbefragung wurde ebenfalls wieder im Internet durchgeführt und hatte das Ziel, ein Feedback zu den Präferenzkarten zu erhalten. 38 Personen nahmen an dieser Evaluationsbefragung teil, was sicher reicht, um einen ersten Eindruck von der Rezeption der Präferenzkarten zu erhalten.

Die zentralen Fragen dieser Erhebung, die jeweils auf einer Ratingskala von 1 bis 6 beantwortet werden konnten, waren:

1. Findest du die Anordnung der Interpreten in der Karte sinnvoll?
2. Wie gut erkennst du deine Musikvorlieben in deiner persönlichen Karte wieder?
3. Für wie nützlich hältst du diese Karte für dich persönlich?

Die Verteilung der Antworten ist in Abbildung 9 dargestellt.

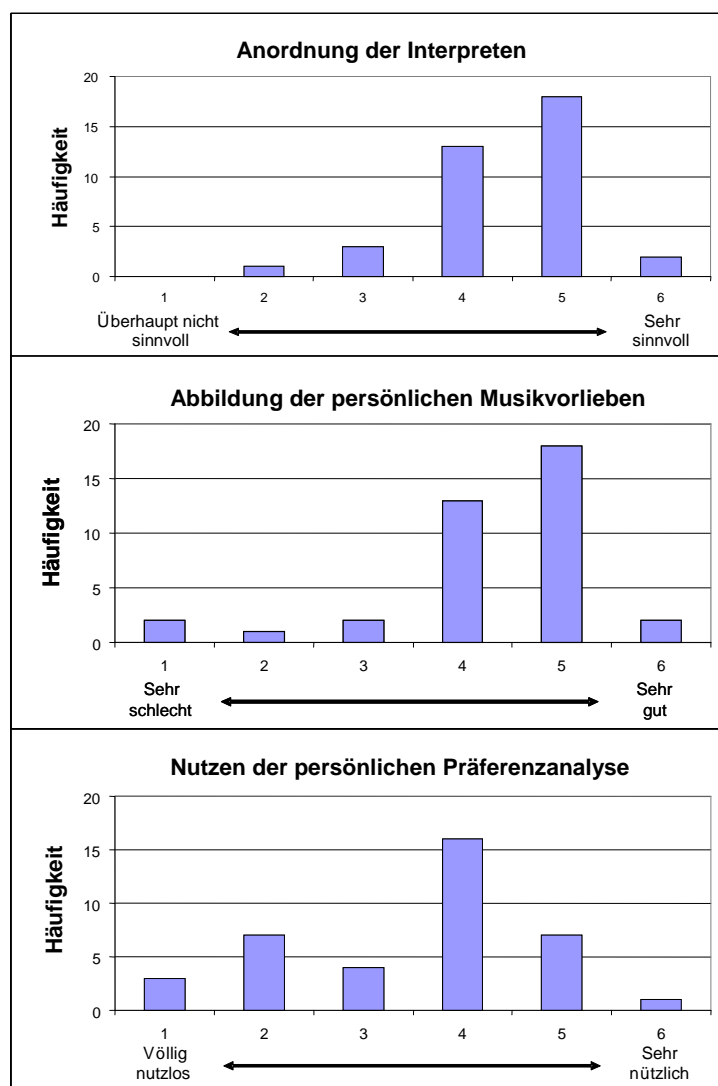


Abbildung 9: Ergebnisse der Nachbefragung

Während bei den ersten beiden Fragen eine überwiegende Mehrheit die Frage positiv beantwortet, ist bei der dritten Frage die Verteilung nicht so deutlich. Doch finden immerhin 24 von 38 Personen ihre individuelle Präferenzkarte für sich persönlich mindestens tendenziell nützlich. Bei einer weiteren Frage nach dem Potentials dieser Art von Präferenzanalyse beurteilten 28 Personen dieses als mittel oder hoch ein, vier als eher klein und fünf Teilnehmer konnten dies nicht beurteilen.

## 6. Fazit

Die in dieser Studie vorgestellte Anwendung konnte am Beispiel des Musikmarktes ein erstes Mal erfolgreich demonstriert werden. Die verwendeten Daten entsprechen in vielen Aspekten den Daten, wie sie bei der Implementierung dieser Anwendung in der Praxis zu erwarten wären: viele fehlende Werte, ungleichmässige Verteilung der Präferenzurteile und einer hoher Anteil an Rauschen in den Daten. Vielleicht auch dank der Anwendung von RobuScal als NMDS-Algorithmus ergibt sich trotzdem eine gut interpretierbare Karte der Musikinterpreten, die eine gute Basis zur Erstellung der individuellen Präferenzkarten bildet.

In einer praktischen Umsetzung für den gesamten Musikmarkt würden natürlich noch mehr Präferenzdaten benötigt. Doch zeigt der hohe Anteil an Personen (über 90%), die die gesamte Befragung zu 200 Interpreten vollendet haben, dass das Abgeben von Präferenzen etwas ist, was – auch im Vergleich mit anderen Befragungen - sehr gerne gemacht wird. Dies und Resultate aus der Evaluationsbefragung legen den Schluss nahe, dass die Bereitschaft gegeben ist, für den Nutzen einer individuellen Präferenzanalyse eine grössere Anzahl an Präferenzurteilen abzugeben.

Auch sonst kann aus der Evaluationsbefragung sicher ein positives Fazit gezogen werden. Die Teilnehmer scheinen die Präferenzkarten interpretieren und ihren Zweck nachvollziehen zu können.

Zusammengenommen sind die ersten Ergebnisse für die Anwendung der NMDS zur Orientierung in komplexen und unübersichtlichen Märkten sehr vielversprechend. Weitere Forschung und Entwicklung in diesem Bereich scheint sich zu lohnen.

## 7. Literaturreferenzen

Läge, D., Daub, S., Bosia, L., Jäger, C. & Ryf, S. (2005). Die Behandlung ausreisserbehafteter Datensätze in der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung - Relevanz, Problemanalyse und Lösungsvorschlag. *Forschungsberichte aus der Angewandten Kognitionspsychologie Zürich, Nr. 21*. Zürich: Universität Zürich.

## 14 Möglichkeiten und Grenzen der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung

In dieser Arbeit wurden zahlreiche Studien vorgestellt, die zum Ziel hatten, die Möglichkeiten und Grenzen der Nonmetrischen Multidimensionalen Skalierung (NDMS) für das Gebiet der Marktforschung zu explorieren. Die Studien basieren zum Teil auf typischen Anwendungen dieser Methode wie die Analyse von wahrgenommenen Ähnlichkeiten zwischen Automarken, zum Teil stellen sie aber auch innovative Erweiterungen der bisherigen Anwendungsmöglichkeiten dar und sollen das grosse Potential der NMDS aufzeigen.

Ein zentraler Teil der Arbeit befasst sich mit der Erstellung und Interpretation von Idealpunkt-Modellen. Mit dem RobuPref-Verfahren wurde eine eigene Methode entwickelt, mit dem sowohl Idealpunkte in einer Marktkarte als auch Marken, Produkte, Angebote und durch Bilder repräsentierte Styles in einer Personenkarte positioniert werden können. Im Vergleich mit traditionellen Verfahren wie dem internen oder externen Unfolding hat dieses Verfahren deutliche Vorteile bei der Interpretation der resultierenden Modelle. Zudem wurde es in einigen der vorgestellten Studien in unterschiedlichen Marktbereichen erfolgreich eingesetzt.

Mit zwei Studien wurden zudem demonstriert, dass zentrale Fragestellungen der Marktpsychologie mit NMDS aus einer neuen Perspektive untersucht werden können.

Im Folgenden sollen die wichtigsten Befunde und die daraus resultierenden Empfehlungen für die Anwendung der NMDS in der Marktforschung getrennt nach den Bereichen Daten, Märkte, Modelle, Forschung und Anwendung aufgeführt werden.

### 1. DATEN

Wie in Kapitel 2 dargestellt wurden, kann man auf sehr verschiedene Arten zu einer Karte eines Marktes kommen. Die resultierenden Karten zeigen oft eine relative hohe Übereinstimmung, doch dürfte das auch von Charakteristiken des untersuchten Marktes abhängig sein (siehe unten).

Die Erhebung von Präferenzen ist weniger aufwendig als die anderen Verfahren. Die Frage nach der Bewertung von Produkten oder Marken ist für die befragten Personen im Kontext der Marktforschung verständlich und einfach zu beantworten. Oft werden Präferenzdaten auch im Rahmen anderer Fragestellung erhoben (wie bei den in Kapitel 6 vorgestellten Daten des Radiomarktes) und können zusätzlich mit NMDS ausgewertet werden, um so zu noch mehr Erkenntnissen über den untersuchten Markt zu gelangen. Ausserdem ist es auch möglich, eine grosse Anzahl von Objekten bewerten zu lassen und damit Karten mit einer grossen Anzahl an Objekten zu erstellen (wie die Karte der Musikinterpreten in Kapitel 13), was bei den anderen Datenerhebungsverfahren nur mit



komplexen und sehr aufwändigen Versuchsdesigns möglich wäre. Die Ähnlichkeit eines Produkt-Paares oder die Eigenschaften einer Marke sind zudem schwieriger zu beurteilen und der Sinn dieser Beurteilung nicht jedermann einsichtig.

Allgemein scheint die Analyse von Präferenzdaten mittels NMDS für die Marktforschungspraxis am vielversprechendsten zu sein. In dieser Arbeit wurden zahlreiche Beispiele erfolgreicher Analysen von Präferenzdaten vorgestellt (Kapitel 4, 5, 6, 8, 11 und 13).

Wichtig dabei ist aber auch die richtige Aufbereitung der Daten. In Kapitel 4 wurde dargestellt, dass die Berechnung der Proximitäten für die Erstellung von Karten von Produkten oder Marken vorzugsweise über das City-Block Distanzmass, für die Erstellung von Personenkarten dagegen eher über die Produkt-Moment Korrelation geschehen sollte.

## 2. MÄRKTE

Die Berücksichtigung von Charakteristiken eines bestimmten Marktes kann für die Durchführung einer Analyse sehr wichtig sein. Zum Beispiel ist die Übereinstimmung von Karten, die auf Ähnlichkeits- oder Präferenzdaten basieren, sicherlich vom untersuchten Marktbereich abhängig. Während beim Automarkt eine relative grosse Übereinstimmung da ist (Kapitel 2), ist diese Übereinstimmung beim Getränkemarkt beispielsweise nicht gegeben (Ryf & Läge, 2002). Es ist nachvollziehbar, dass die Kriterien bei der Präferenzbildung beim Automarkt stärker mit der wahrgenommenen Ähnlichkeit zusammenhängen als beim Erfrischungsgetränkemarkt. Bei den Getränken spielen bei der Beurteilung der Ähnlichkeit Faktoren wie die Farbe des Getränkes oder seine Fruchtigkeit eine grosse Rolle. Dies muss aber noch nicht bedeuten, dass zwei Getränke mit ähnlicher Farbe und Fruchtigkeit von einer Person gleich gerne getrunken werden. Zumindest in den Märkten, in denen Kriterien für die Bildung von Ähnlichkeitsurteilen mit denen der Präferenzbildung weitgehend übereinstimmen, können Ähnlichkeitskarten (und auch Assoziationskarten) als Basis für Marktanalysen dienen.

Der Markt der Erfrischungsgetränke scheint auch sonst ein schwieriger Markt für NMDS-Analysen zu sein. Zum einen sind die auf Präferenzen basierenden Karten nicht so stabil wie für andere Marktbereiche (Kapitel 4), zum anderen spielt hier auch die Konsumsituation eine grosse Rolle, wie in Kapitel 5 dargestellt wurde. Wie auch bei anderen Märkten, in denen situationsspezifische Präferenzen zu erwarten sind, sollte man hier also nicht nach einer allgemeinen Präferenz fragen, sondern nach Präferenzen in bestimmten Situationen.

Dagegen scheinen Märkte, in denen die soziale Positionierung eine grosse Rolle spielt, sehr gut für die Analyse von Präferenzen mittels NMDS geeignet zu sein. Dazu gehören allgemein Bereiche mit Marken (wie die Zigaretten- oder Automarken in Kapitel 4), aber auch anderen lifestyle-relevanten Bereiche, wie sie in Kapitel 11 untersucht wurden.

Wenn man für diese Marktbereiche Karten der Personen erstellt, kommt man einer konkreten Umsetzung der ursprünglichen Idee des ‚sozialen Feldes‘ von Spiegel (1961) sehr nahe.

In Kapitel 6 wurde zudem auch dargestellt, wie die Abgrenzung eines Marktes und damit einer Zielgruppe Auswirkungen auf die resultierenden Karten des entsprechenden Bereiches haben kann. Mit einem breit definierten Markt und heterogenen Stichproben findet man zwar immer klare Kategorien oder Dimensionen, doch bringt die Beschränkung auf eine homogene Stichprobe oft differenziertere Resultate an den Tag. So wären vielleicht auch die Resultate der Lifestyle-Studie (Kapitel 11) weniger interessant ausgefallen, wenn man eine bezüglich Alter und Bildung heterogenere Population untersucht hätte.

### 3. MODELLE

In Kapitel 7 wurde die Problematik der schlechten Interpretierbarkeit von Idealpunkt-Modellen beim Unfolding vorgestellt und in Kapitel 8 anhand eines konkreten Datensatzes illustriert. Man kann vermuten, dass die untergeordnete Rolle des Unfoldings in der Marktforschung und das weitgehende Fehlen guter Beispiele in der Literatur (vor allem was Daten betrifft, die den realen Daten aus der Marktforschung entsprechen) mit diesen Problemen zusammenhängt.

Mit dem RobuPref-Verfahren wurde in Kapitel 8 eine neue entwickelte Methode zur Erstellung von Idealpunkt-Modellen vorgestellt, die diese Probleme erfolgreich umgeht und dabei auch bezüglich der Abbildungsqualität der Daten im Vergleich mit dem internen und externen Unfolding gut da steht. Das RobuPref-Verfahren wurde in zahlreichen in dieser Arbeit vorgestellten Studien erfolgreich angewendet (Kapitel 5, 6, 11 und 12) und hat immer gut interpretierbare Resultate geliefert. Ausserdem zeigen Resultate wie zum Beispiel der Nachweis von situationsspezifischen Präferenzen mittels Idealpunkten (Kapitel 5), dass das Verfahren nicht nur robust ist, sondern auch sensitiv genug, um die Wirkung von einflussenden Faktoren abzubilden.

Allgemein hat das RobuPref-Verfahren vor allem auch dann besonders gut funktioniert, wenn die Erstellung des Idealpunkt-Modells auf einer Karte basiert, in der die Personen aufgrund ihrer Präferenzen positioniert sind (auf die Nähe zum ‚sozialen Feld‘ des Psychologischen Marktmodells von Spiegel wurde schon hingewiesen). Diese Vorgehensweise ermöglicht zudem auch die marktübergreifende Positionierung von Marken, Produkten, Angeboten und sogar Stilen in einem Modell, wie sie in Kapitel 11 und 12 vorgestellt wurde.

Allerdings sind Idealpunkt-Modelle nicht immer und nicht für alle Märkte angebracht, wie dies für die Erfrischungsgetränke (Kapitel 5) und den Musikmarkt (Kapitel 13) demonstriert wurde. Für solche Fälle wurde in Kapitel 9 das DBC-Verfahren vorgestellt, mit dem Präferenzverteilungen in Karten eines Marktbereiches durch Farbverläufe

dargestellt werden können. Erste Anwendungen dieses Verfahrens für Präferenzverteilungen im Musikmarkt (Kapitel 13) und für Konsumwahrscheinlichkeiten im Getränkemarkt (Kapitel 9) zeigen das Potential dieses Verfahrens.

#### 4. FORSCHUNG

In der wissenschaftlichen Forschung zur Markt- und Konsumentenpsychologie findet man nur sehr selten Studien, die die Methode der Multidimensionalen Skalierung anwenden. Das mag auch damit zu tun haben, dass die NMDS an sich keine Signifikanzen und Testwerte liefert, wie dies oft von wissenschaftlichen Arbeiten verlangt wird.

Doch demonstrieren die zwei in Kapitel 10 und 11 vorgestellten Studien, wie grundlegende Fragen der Marktpsychologie mit NMDS untersucht werden können. Vor allem die Studie im Automobilbereich zerlegt die Wahrnehmung der Marken so in ihre grundlegenden Dimensionen, wie es sonst kaum mit einer anderen Analyse-Methode möglich wäre.

#### 5. ANWENDUNG

Schliesslich wurden in den Kapitel 12 und 13 dieser Arbeit mit den Co-Branding-Analysen, Style Checks und der visuellen Orientierung in unübersichtlichen Märkten auch Anwendungen demonstriert, die weit über die traditionellen Ansätze der NMDS in der Marktforschung hinausgehen. Damit sollte auch das grosse Potential angedeutet werden, das in der Multidimensionalen Skalierung steckt und das gerade in der heutigen Zeit des Informationsüberflusses und der multimedialen Aufbereitung von Informationen genutzt werden sollte.

Mit dieser Arbeit wurde der Versuch unternommen, die Grenzen und Möglichkeiten der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung aus verschiedenen Perspektiven zu beleuchten. Es konnte gezeigt werden, dass die Möglichkeiten riesig sind, wenn die Grenzen beachtet werden. Es wäre schön, wenn diese Arbeit einen kleinen Beitrag zu einer grösseren Verbreitung der Multidimensionalen Skalierung in der Marktforschung leisten würde.

#### 6. Literaturreferenzen

Ryf, S. & Läge, D. (2002). Eignen sich Ähnlichkeitsurteile zur Produktpositionierung? In E. van der Meer, H. Hagendorf, R. Beyer, F. Krüger, A. Nuthmann & S. Schulz (Hrsg.), *43. Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychologie* (S.428-429). Lengerich: Pabst.

Spiegel, B. (1961). *Die Struktur der Meinungsverteilung im sozialen Feld: Das psychologische Marktmodell*. Bern: Huber.

### ***Zusammenfassung***

Die Nonmetrische Multidimensionale Skalierung (NMDS) ist ein strukturentdeckendes Verfahren, mit dem sich Zusammenhänge in komplexen Datensätzen als geometrische Konfiguration – zum Beispiel als zweidimensionale Karte - visualisieren lassen. Diese Dissertation umfasst mehrere Studien, deren Ziel es war, die Möglichkeiten und Grenzen der NMDS für den Bereich der Marktforschung zu explorieren.

Verschiedene für die erfolgreiche Anwendung der NMDS zentrale Aspekte werden behandelt: Was für Daten sind für die Erstellung von Marktkarten geeignet und wie sollen sie erhoben und aufbereitet werden (Proximitätsberechnung)? Welche Charakteristiken eines zu untersuchenden Marktes sind Voraussetzung für eine sinnvolle Analyse?

Ein Teil dieser Arbeit befasst sich mit Idealpunkt-Modellen, in denen Präferenzen von Konsumenten als zusätzliche Punkte in den Karten von Marktbereichen repräsentiert werden. Mit dem RobuPref-Verfahren und der DBC-Analyse werden zwei neue Methoden vorgestellt, die die bei den traditionellen Verfahren häufig auftretende Problematik der degenerierten Lösungen erfolgreich umgehen.

Zwei Studien – die eine zu Facetten der Markenwahrnehmung, die andere zum marktübergreifenden Einfluss des Lifestyles auf die Produktwahl – demonstrieren, dass zentrale Fragestellungen der Marktpsychologie mit NMDS aus einer neuen Perspektive untersucht werden können. Im Weiteren werden innovative Anwendungen der NMDS im Kontext von Konsumentenempfehlungen und Produktpositionierungen dargestellt.

In ihrer Gesamtheit zeigen diese Studien auf, was für ein grosses Potential die NMDS für die Marktforschung hat, sofern man die Fallgruben dieser Methode und die Grenzen ihrer Anwendbarkeit kennt und beachtet.

### ***Abstract***

Nonmetric multidimensional scaling (NMDS) is a structure detecting method that makes it possible to visualize relations in complex data sets as geometrical configurations, for example as two-dimensional maps. This thesis comprises a couple of studies whose aim is to explore the possibilities and limitations of NMDS for the area of market research.

Various aspects that are crucial for the successful use of NMDS are investigated: What data are suitable for the creation of market maps and how should they be collected and prepared (calculation of proximities)? Which characteristics of a specific market are prerequisites for a useful analysis?

A part of this work deals with ideal point models in which preferences of the consumers are represented as additional points in market maps. With the RobuPref procedure and the DBC analysis, two new methods are presented that elude successfully the problematic of degenerated solutions that are often present with traditional procedures.

Two studies – one about the facets of brand perception, the other about the market overlapping influence of lifestyle on product choice – demonstrate that central questions of market research can be investigated with a new perspective by means of NMDS. Furthermore, innovative applications of NMDS in the context of consumer recommendations and product positioning are presented.

In sum, this work shows the great potential that NMDS has for market research, provided that the pitfalls of this method and the limitations in its application are known and considered.

## Danksagung

Bei der Durchführung dieses Dissertation-Projektes wurde ich von zahlreichen Personen unterstützt und begleitet, denen ich an dieser Stelle danken möchte.

Mein besonderer Dank gilt Prof. Dr. Damian Läge, der es mir ermöglicht hat, eine Dissertation zum einem Thema an der Schnittstelle von Methodik und Anwendung zu schreiben. Es ist mir dabei jederzeit mit fachlichem Rat und seiner grossen Erfahrung im Gebiet der Multidimensionalen Skalierung zur Seite gestanden und liess mir viele Freiheiten in der Entwicklung dieser Arbeit.

Prof. Dr. W. Marx möchte ich herzlich dafür danken, dass er mir als einer der Pioniere in der Anwendung der Multidimensionalen Skalierung wertvolle Denkanstösse lieferte und im Rahmen meiner Anstellung am Psychologischen Institut der Universität Zürich immer ein sehr zugänglicher und kollegialer Chef war.

Diese Arbeit beruht zu einem wesentlichen Teil auf ständiger methodischer Weiterentwicklung innerhalb der Projektgruppe 'Marktmodelle' am Lehrstuhl der Allgemeinen Psychologie (Kognition). In dieser Projektgruppe haben im Laufe der Jahre viele Studenten engagiert mitgearbeitet. Aus diesen möchte ich besonders jene hervorheben, die im Rahmen einer von mir betreuten Lizentiatsarbeit einen grossen Beitrag zu dieser Dissertation geleistet haben. Dazu gehören Ramun Knapp, dessen Studie zum Musikmarkt die Grundlage für das Kapitel 6 lieferte, und Regula Looser, auf deren Lizentiatsarbeit zur Wahrnehmung von Automarken das Kapitel 10 basiert. Serafina Dima hat mit grossem Einsatz eine Untersuchung zum Thema Lifestyle durchgeführt, die in Kapitel 11 und 12 beschrieben wird. In bester Erinnerung wird mir auch die Zusammenarbeit mit Mitja Ruggle bei der Studie zur Stabilität von Präferenzen bleiben, die ins Kapitel 4 eingeflossen ist. Vielen Dank für Eure Mitarbeit!

Mein Dank geht weiter auch an annähernd 1'200 Personen, die in irgendeiner Form an einer der in dieser Arbeit beschriebenen Studien teilgenommen haben und mir durch ihren Einsatz überhaupt erst die wertvollen Datensätze ermöglichten, dank derer ich die Anwendungen der Multidimensionalen Skalierung testen und weiterentwickeln konnte.

Für zwar nicht fachliche, aber ebenso wertvolle emotionale Unterstützung möchte ich mich ganz herzlich bei Danica Gröhlich bedanken. Und schliesslich geht mein Dank auch an meine Eltern, die mir ein Studium ermöglichten und so den Weg zur Dissertation öffneten.

Euch allen herzlichen Dank!

## Lebenslauf Stefan Ryf

---

<b>31. Januar 1973</b>	Geboren in Zürich
<b>1980-1986</b>	Primarschule Zürich-Seebach
<b>1986-1993</b>	Kantonsschule Zürich-Oerlikon
<b>1993-2001</b>	Studium der Psychologie an der Universität Zürich mit den Nebenfächern Informatik und Neurophysiologie
<b>1995-2001</b>	Studentischer Mitarbeiter als Tutor, Software-Programmierer und zur Erstellung von experimentellen Designs am Lehrstuhl für Allgemeine Psychologie (Kognition)
<b>1997-1999</b>	Betreuer am Spritzenbus für Drogenabhängige der Städtischen Gesundheitsdienste der Stadt Zürich
<b>1998</b>	Praktikum am Institut für Arbeitsphysiologie in Dortmund, DE
<b>2000</b>	Praktikum am IFM Wirkungen + Strategien (qualitative Marktforschung) in Freiburg im Breisgau und Köln, DE
<b>2001-2007</b>	Assistent am Lehrstuhl für Allgemeine Psychologie (Kognition)
<b>2001-2002</b>	Mitarbeiter beim SNF-Projekt "Merkmalsorientierte Diagnostik in adaptiven Lernsystemen"
<b>2003-2005</b>	EDV-Koordinator am Psychologischen Institut der Universität Zürich
<b>2005</b>	Berater beim Swiss Virtual Campus-Projekt "Psychopathology Taught Online (PTO)"
<b>Seit 2005</b>	Selbständiger Berater und Software-Entwickler im Bereich Datenerhebung und Datenanalyse
<b>Seit 2007</b>	CTO der Polepositioner AG
<b>Seit 2007</b>	Oberassistent am Lehrstuhl für Allgemeine Psychologie (Kognition)

<b>Kontakt</b>	Adresse:	Stefan Ryf, Brown-Boveri-Strasse 8, 8050 Zürich
	Email:	s.ryf@psychologie.uzh.ch / sryf@hotmail.com
	Telefon:	+41 76 562 64 30